

UNIVERSIDADE METODISTA DE PIRACICABA
FACULDADE DE ENGENHARIA ARQUITETURA E URBANISMO
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**AVALIAÇÃO DE MÉTODOS DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADOS NA PREVISÃO
DE DEMANDA DE PEÇAS DE REPOSIÇÃO: UMA APLICAÇÃO EM DADOS DE
UMA EMPRESA AUTOMOBILÍSTICA**

FERNANDO CÉSAR RODRIGUES TEIXEIRA

SANTA BÁRBARA D' OESTE

2014

UNIVERSIDADE METODISTA DE PIRACICABA
FACULDADE DE ENGENHARIA ARQUITETURA E URBANISMO
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**AValiação de Métodos de Séries Temporais Aplicados na Previsão
de Demanda de Peças de Reposição: Uma Aplicação em Dados de
Uma Empresa Automobilística**

FERNANDO CÉSAR RODRIGUES TEIXEIRA

ORIENTADOR (A): PROF^A. DR^A. MARIA CÉLIA DE OLIVEIRA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Faculdade de Engenharia, Arquitetura e Urbanismo da Universidade Metodista de Piracicaba - UNIMEP, como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

SANTA BÁRBARA D' OESTE

2014

Dissertação de Mestrado sob o título *”Avaliação de métodos de séries temporais aplicados na previsão de demanda de peças de reposição: uma aplicação em dados de uma empresa automobilística”*, defendida por Fernando César Rodrigues Teixeira e aprovada em 26 de junho de 2014, em Santa Bárbara d’Oeste, São Paulo, pela banca examinadora constituída pelos doutores:

Prof^ª. Dr^ª. Maria Célia De Oliveira
Universidade Metodista de Piracicaba - UNIMEP
Orientador (A)

Prof. Dr. Claudio Luis Piratelli
Centro Universitário de Araraquara - UNIARA

Prof. Dr. André Luis Helleno
Universidade Metodista de Piracicaba - UNIMEP

*Dedico esta dissertação primeiramente a Deus,
que está permitindo que eu me torne mestre em
Engenharia de Produção, a meus pais, cujo
exemplo de honestidade e trabalho tem sido um
norteador para a minha vida, e para minha noiva,
que tem me dado apoio nos momentos mais difíceis
e mostrado a simplicidade de ter fé e esperança.*

AGRADECIMENTOS

Dedico meus sinceros agradecimentos para:

- A professora Dr^a. Maria Célia De Oliveira, pela orientação e incentivo;
- A secretária do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Marta Helena T. Bragágli, pela ajuda em diversos momentos;
- O coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, professor Dr. André Luis Helleno, pelo apoio sempre manifestado;
- Aos funcionários da Biblioteca do Unimep campus Santa Bárbara d'Oeste, em especial a funcionária Suzete Hissamura Scaravatti, pelo auxílio nos tópicos referentes à Metodologia do trabalho científico e Portal de Periódicos CAPES;
- O professor Dr. Alexandre Tadeu Simon, pelo auxílio nos tópicos referentes à *Supply Chain Management*;
- Todos os colegas do Mestrado em engenharia de produção da UNIMEP;
- À CAPES, pela concessão da bolsa de auxílio CAPES/PROSUP modalidade 2.

*“A atividade da engenharia, enquanto permanecer atividade,
pode levar a criatividade do homem a seu grau máximo;
mas, assim que o construtor pára de construir e se entrincheira
nas coisas que fez, as energias criativas se congelam,
e o palácio se transforma em tumba.”*

Marshall Berman

RESUMO

O serviço de pós-venda é um fator importante para fidelizar novos clientes, mas frequentemente é um dos principais motivos para perdê-los também. Os consumidores sempre estão à procura por novos produtos e serviços, e nunca se esquecem, quando o seu principal ativo gerador de receita permanece ocioso enquanto espera uma peça de reposição. Na grande maioria dos casos, esta espera é causada por falhas na acuracidade das previsões de demanda de peças de reposição. A dificuldade de previsão para este tipo de demanda incentivou o desenvolvimento desta pesquisa, que tem o objetivo de identificar o melhor método de previsão para produtos de uma empresa do setor automotivo. Esta pesquisa analisou métodos de previsão, baseados em séries temporais para produtos com comportamento de demanda suave, irregular e errática. Seis métodos foram considerados: Opinião de Especialistas (atualmente utilizado na empresa), Suavização Exponencial (SE), Autoregressivos Integrado de Médias Móveis (ARIMA), Holt-Winters (HW), método Croston (CR), Aproximação de Syntetos-Boylan (SBA). Estes métodos foram implementados no pacote estatístico R, e um estudo comparativo foi feito a partir das previsões realizadas (pelo método atual), a demanda real verificada e as previsões feitas com os métodos considerados. A eficiência de cada método analisado foi definida pelo erro absoluto médio escalonado (MASE). Os principais resultados obtidos indicam que o método atualmente utilizado pela empresa não é o mais adequado. Os outros métodos de previsão analisados seriam aplicáveis. Alguns deles apresentaram melhores resultados (previsões mais exatas, erros menores) do que o método atual, como é o caso do método de previsão Syntetos-Boylan (SBA) (o melhor entre os seis métodos analisados).

Palavras-chave: Séries Temporais, Previsão de Demanda, Peça de Reposição, Nível de Serviço.

ABSTRACT

The after-sales service is an important factor to retain new customers, but often is a major reason for losing them too. Consumers are always looking for new products and services, and never forget, when your main asset revenue generator remains idle while waiting for a replacement part. In most cases, this delay is caused by flaws in the accuracy of forecasts of demand for spare parts. The difficulty in forecasting demand for this type of development encouraged this research, which aims to identify the best forecasting method for a company's products in the automotive sector. This research examined prediction methods based on temporal behavior for products with demand smooth, irregular and erratic series. Six methods were considered: Expert Opinion (currently used in the company), Exponential Smoothing (SE), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Holt-Winters (HW), Croston (CR), Syntetos-Boylan Approximation method (SBA). These methods were implemented in the R statistical package, and a comparative study was made from the forecasts made (the current method), real demand and verified the predictions made with the methods considered. The efficiency of each method analyzed was defined by the mean absolute scaled error (MASE). The main results indicate that the method currently used by the company is not the most appropriate. The other prediction methods discussed would apply. Some of them showed better results (more accurate predictions, smaller errors) than the current method, such as the prediction method Syntetos-Boylan (SBA) (the best among the six analyzed methods).

Keywords: Time Series, Forecast Demand, Spare Parts, Service Level.

SUMÁRIO

1	Introdução	17
1.1	Objetivos	20
1.2	Justificativa do Trabalho	20
1.3	Aspectos Metodológicos do Estudo	21
1.4	Estrutura do Trabalho	21
2	Revisão Teórica	23
2.1	Características das peças de reposição	23
2.2	Classificação e demanda de peças de reposição	24
2.2.1	Classificação ABC	24
2.2.2	Classificação HML	26
2.2.3	Classificação XYZ	26
2.2.4	Classificação FSN	27
2.2.5	Classificação VED	28
2.2.6	Classificação de Demanda para peças de reposição	30
2.3	Métodos de previsão de demanda	32
2.3.1	Séries Temporais	33
2.3.1.1	Média móvel (<i>MA</i>)	35
2.3.1.2	Suavização exponencial simples (<i>SES</i>)	36
2.3.1.3	Suavização exponencial com tendência (<i>Holt</i>)	37
2.3.1.4	Suavização exponencial com tendência e sazonalidade (<i>Winter</i>)	38
2.3.1.5	Box-Jenkins	38

2.3.1.6	Método Croston (<i>CR</i>)	43
2.3.1.7	Método Aproximação de Syntetos-Boylan (<i>SBA</i>)	44
2.3.2	Erros de previsão	45
3	Metodologia	47
3.1	Caracterização da pesquisa	47
3.1.1	Metodologia Operacional	49
4	Resultados e Discussões	51
4.1	Definição do problema	51
4.2	Análise dos dados	52
4.3	Construção do modelo	56
4.3.1	Suavização exponencial simples (<i>SES</i>)	57
4.3.2	Suavização exponencial de Holt (<i>Holt</i>)	58
4.3.3	Suavização exponencial de Holt-Winters (<i>Holt-Winters</i>)	59
4.3.4	<i>ARIMA</i>	60
4.3.5	Método Croston	62
4.3.6	Método Aproximação de Syntetos-Boylan	63
4.4	Escolha do modelo	64
4.5	Validação do Modelo	64
5	Conclusão	66

LISTA DE ABREVIATURAS

AIC	Critério Informacional de Akaike
ADI	<i>Average Inter-Demand Interval</i>
AR	<i>Autoregressive</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
MA	<i>Moving Average</i>
BIC	Critério Informacional Bayesiano
CDC	Código de Defesa do Consumidor
CR	Método Croston
CV	Coefficiente de variação
EAM	Erro Absoluto Médio
EM	Erro Médio
EPAM	Erro Percentual Absoluto Médio
EPM	Erro Percentual Médio
EQM	Erro Quadrático Médio
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
FAC	Função de Auto-Correlação
FACP	Função de Auto-Correlação Parcial
LAG	<i>Latency at game</i>
MASE	<i>Mean Absolute Scaled Error</i>
MC	Monte Carlo
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
PCP	Planejamento e Controle de Produção
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
SBA	Aproximação de Syntetos-Boylan
SAP	<i>Systems, Applications and Products in Data Processing</i>
SAR	Sazonal Auto-Regressivo
CMM	Consumo Médio Mensal

SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>
SARMA	<i>Seasonal Autoregressive Moving Average</i>
SES	Suavização Exponencial Simples
SEH	Suavização Exponencial de Holt
SEHW	Suavização Exponencial de Holt-Winters
WIP	<i>Work In Process</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Constante de suavização alfa
β	Constante de suavização beta
γ	Constante de suavização gama
ε_i	Demanda
t_i	Intervalo entre duas demandas consecutivos
\hat{Y}_{i+1}	Previsão para o próximo período
\hat{Y}_i	Previsão do período atual
N_t	Estimativa do nível da série temporal
b_t	Estimativa da tendência da série temporal
P_{t+1}	Previsão para m períodos a frente
S_t	Componente sazonal
a_t	Ruído branco com média zero e variância
ϕ_i	Parâmetros da estrutura auto-regressiva
θ_i	Parâmetros da estrutura médias móveis
s	Período de sazonalidade
B	Operador de atraso
L	Função de verosimilhança
$E(Y_t)$	Previsão da demanda.
Z_t	Nível suavizado da série.
P_t	Nível suavizado da série entre as transações <i>não-zero</i> .
D_t	Valor <i>não-zero</i> observado da série no período t .
Q_t	Intervalo de tempo entre as transações <i>não-zero</i> .

LISTA DE FIGURAS

2.1	Categorização do padrão de demanda Pham (2006)	31
2.2	Valores de Corte Syntetos et al. (2005)	32
2.3	Exemplo de série temporal com tendência	34
2.4	Exemplo de série temporal com ciclos	34
2.5	Exemplo de série temporal com sazonalidade	35
2.6	Exemplo de série temporal com aleatoriedade	35
3.1	fluxograma das etapas para o desenvolvimento do estudo	49
4.1	Série temporal original	53
4.2	Análise Boxplot	54
4.3	Análise Boxplot	54
4.4	diferenciação da série	55
4.5	Série temporal diferenciada $\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t - 1)$	55
4.6	Suavização exponencial simples (SES)	57
4.7	Suavização exponencial simples (SES)	57
4.8	Suavização exponencial de Holt	58
4.9	Suavização exponencial de Holt	59
4.10	Suavização exponencial de Holt-Winter	59
4.11	Suavização exponencial de Holt-Winter	60
4.12	Autocorrelação ACF	61
4.13	Autocorrelação parcial PACF	61
4.14	ARIMA (4,0,0)	62
4.15	Método Croston	63

4.16 Método SBA	63
4.17 Método SBA	65

LISTA DE TABELAS

2.1	Classificação ABC.	25
4.1	Classificação ABC e VED	53
4.2	Classificação da demanda anual	56
4.3	Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE)	64

1 INTRODUÇÃO

Para as empresas do ramo de manutenção e reparação de máquinas e equipamentos se manterem competitivas no cenário global atual, a satisfação do cliente é um fator crucial. Uma forma importante para manter estes clientes satisfeitos é o atendimento rápido às suas solicitações para eventuais reparos de equipamento ou sistemas que eventualmente falhem, e a reparação adequada do item que falhou (GOMES; WANKE, 2008). Para que este atendimento e reparo sejam de fato rápidos e deixem os clientes satisfeitos, os estoques de peças de reposição devem ser abastecidos em locais e quantidades adequadas, como uma forma de garantir um elevado nível de qualidade do serviço (MARCHESINI; ALCÂNTARA, 2012).

Um dos grandes problemas que nem sempre permitem que estes estoques estejam abastecidos adequadamente é o fato das peças de reposição na sua grande maioria, possuem um alto valor agregado. Desta forma, manter estes estoques abastecidos com estas peças depende de alto investimento de capital (GOMES; WANKE, 2008).

De acordo com Botter e Fortuin (2000), as peças de reposição podem ser divididas em duas categorias principais: (i) itens reparáveis; (ii) itens consumíveis ou descartáveis.

Os itens reparáveis englobam as peças de reposição que são tecnicamente e economicamente recuperáveis. Neste caso, quando ocorre a falha, a peça antiga é substituída por uma peça nova. Porém, a peça antiga é reparada e recuperada, para posteriormente ser disponibilizada em estoque. A possibilidade de recuperação de uma peça tem implicações na gestão de estoques, uma vez que, as quantidades de itens em processo de recondicionamento devem ser consideradas no ressuprimento futuro do estoque de peças de reposição (SHERBROOKE, 1968) e (KIM; SHIN; YU, 1996), assim evitando a necessidade de compra de novos itens para repor o estoque.

Os itens consumíveis ou descartáveis correspondem às peças que não são tecnicamente ou economicamente recuperáveis. Neste caso, quando a peça falha, ela também é substituída por uma peça nova, porém, a peça antiga é descartada.

Para alguns segmentos, como por exemplo, o setor aeronáutico, naval ou mineração, as peças de reposição são extremamente caras e seu reparo, ao invés do descarte, também é vantajoso. Neste caso, as unidades danificadas podem ser substituídas tanto por peças novas quanto por peças recuperadas. Neste caso, o controle de estoques também devem considerar custos, tempos de reparo e remanufatura.

Existem diversos tipos de estoque, para cada um deles existem políticas de distintas. Dentre os tipos de estoques mais comuns, destacam-se os estoques de peças de reposição, estoques de materiais em processo e estoques de peças acabadas. Os estoques em processo ou de produtos acabados podem ser aumentados ou reduzidos, alterando-se as taxas de produção ou turnos de trabalho, melhorar a sua qualidade, reduzindo seu tempo de ressuprimento (*Lead Times*), etc.

Segundo Chiavenato (1991) os estoques de matérias-primas são constituídos pelos insumos e materiais que ingressam no processo produtivo da empresa para serem transformados em produtos e serviços. Este possui uma demanda dependente, ou seja, os produtos são pedidos de acordo com a necessidade da produção. Já os estoques de peças de reposição, dependem, na maioria das vezes, da forma como o equipamento ao qual ele é aplicado, é utilizado ou mantido. Se o monitoramento da condição indica que uma parte do equipamento está sofrendo um alto grau de desgaste, outra política que pode ser utilizada é a redução do uso da peça, que muitas vezes pode estar relacionadas com o mau uso do equipamento. Outra opção seria substituir esta peça por outra mais resistente.

De acordo com Botter e Fortuin (2000), as peças de reposição são caracterizadas por padrões de consumo esporádicos, pois ocorrem em períodos irregulares e pequenos, com tempos de resposta de ressuprimento curtos e com custos de aquisição elevados. Esta característica torna a gestão de estoques destas peças uma tarefa difícil.

A demanda de peças de reposição é considerada irregular e intermitente, ou seja, ela possui baixa rotatividade, com muitos períodos sem demanda, e picos aleatórios de ocorrência. De acordo com Ghobbar e Friend (2002), esta natureza intermitente pode ser atribuída à quatro características subjacentes: (i) Movimentação lenta (*Slow moving*), sem grande variação em intervalos e quantidades para cada exigência; (ii) estritamente intermitente (*Strictly intermittent*): sem variações extremas na quantidade, mas com ausência de demanda em muitos períodos de tempo; (iii) errática (*Erratic*): altamente irregular em escala e não por período de unidade de tempo; Irregular (*Lumpy*) aleatória, com demanda zero em muitos períodos de tempo, e valores de demanda com alta variabilidade.

A gestão de estoques de peças de reposição requer uma avaliação dos estoques de componentes e controle de seus custos, pois a gestão de estoque de peças de reposição tem por objetivo

garantir a máxima disponibilidade, com o menor de estoque possível, tanto em quantidade de itens como em custo de estocagem, pois a quantidade de estoque parada é capital parado. Para alcançar este padrão de gerenciamento de estoques, é necessário utilizar métodos de previsão de demanda (REGO; MESQUITA, 2011).

Segundo Bertolde e Xavier Jr (2013), os métodos de previsão de demanda mais utilizados para demanda de peças de reposição, são os métodos aplicados à séries temporais. Estes métodos são utilizados há décadas para a previsão da demanda de peças de reposição (SYNTETOS et al., 2009). Sua aplicabilidade se justifica, especialmente, diante da enorme complexidade existente nas operações de peças de reposição no segmento automotivo (SYNTETOS; BOYLAN, 2001), como por exemplo, a quantidade de customizações leva a um grande número de SKU (*Stock-Keeping Units*).

A aplicação de séries temporais permite avaliar os seguintes aspectos: (i) compreender o mecanismo que gera informações ou dados no tempo; (ii) fazer previsões sobre o comportamento futuro de uma determinada série, por exemplo: previsões de vendas e demanda ao longo do tempo; descrever o comportamento de uma série; por exemplo: verificar da existência de tendências.

Um grande problema observado na prática das empresas, de acordo com Kumar e Mahto (2013) é o fato que muitas delas utilizam métodos de previsões de demanda baseados na opinião de especialistas. Esta preferência é devido à simplicidade deste método e do seu baixo custo de implementação. Porém, uma importante limitação verificada neste método é a falta de racionalidade, que pode estar na base do processo de decisão, sobretudo quando ele é influenciado por pressões internas ou de natureza política (CAIADO, 2011).

Considerando as questões ora apresentadas, e os problemas decorrentes dela, deste estudo busca responder aos seguintes questionamentos práticos: (i) Os métodos de previsão baseados em séries temporais são os mais adequados para modelar dados históricos de peças de reposição, com característica de demanda intermitente na indústria automobilística? (ii) Os métodos de previsão baseados em séries temporais apresentam maior desempenho preditivo em relação aos métodos atuais utilizados pela empresa objeto deste estudo? (iii) Quais são os potenciais ganhos para a empresa, caso sejam utilizados métodos baseados em séries temporais para empresa objeto deste estudo?

1.1 Objetivos

Com base nestas questões, delineou-se o objetivo principal deste estudo e os objetivos específicos necessários para que o objetivo principal seja alcançado.

O objetivo principal deste estudo é aplicar métodos de previsão de demanda de peças de reposição baseados em séries temporais, para modelar dados de peças de reposição de demanda intermitente em uma empresa automobilística.

Os objetivos específicos são:

1. Avaliar o melhor método para os dados históricos da empresa objeto deste estudo, utilizando como critério de seleção do melhor modelo, o Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE);
2. Aplicar o método definido como o mais adequado em (1) para realizar previsões de demandas para momentos futuros;
3. Comparar os resultados das previsões obtidas pelo método definido em (1), com o método atual utilizado pela empresa objeto deste estudo, discutindo os aspectos técnicos e econômicos;

1.2 Justificativa do Trabalho

A própria evolução das indústrias de bens de consumo torna o problema aqui apresentado e discutido, um problema atual e relevante. Na década de 1990, uma típica empresa fabricante de bens de consumo, possuía aproximadamente entre US \$ 5 milhões e US \$ 15 milhões de dólares em peças de reposição (FORD, 1996). Uma década depois, uma típica empresa fabricante de bens de consumo, já possuía aproximadamente mais de US \$ 20 milhões de dólares em peças de reposição (GUTIERREZ; BERTRAND, 2005).

Esta mesma evolução trouxe consigo outro fator que causou um grande impacto no gerenciamento de estoques, que está associado à existência de um único, ou múltiplos locais de estocagem de peças de reposição (KENNEDY et al., 2002). Por exemplo, uma empresa de aviação comercial, tem aproximadamente US \$ 45 bilhões em peças de reposição em todo o mundo, e para manter este estoque na década de 90, era necessário um investimento da ordem de US \$ 8 bilhões de dólares por ano (SANDVIG; ALLAIRE, 1998), em 2010 este valor chega à aproximadamente US \$ 10 bilhões dólares por ano (STEWART, 2010), e a uma estimativa deste valor chegar a US \$ 11,3 bilhões em 2017 (TEGTMEIER, 2011).

Independentemente destes problemas e das necessidades deles decorrentes, os estoques de peças de reposição são importantes para atender às necessidades de manutenção e reparo de produtos de consumo, como por exemplo, veículos, máquinas, equipamentos industriais, entre outros (REGO; MESQUITA, 2011), e possuem características distintas de outros estoques existentes nas empresas. Desta forma, alguns fatores são importantes para a gestão de estoques de peças de reposição, como por exemplo:

- A ocorrência de falhas já é um transtorno para o cliente, a demora nos reparos por falta de peças agrava a percepção negativa do cliente sobre o produto (COHEN; LEE, 1990);
- Há itens com demanda elevada, em geral itens de maior desgaste e manutenção preventiva, mas a grande maioria dos itens possuem demanda esporádica (MUCKSTADT, 2004);
- O aumento da complexidade dos produtos e a redução dos seus ciclos de vida geram o aumento da quantidade de códigos de produtos e risco de obsolescência (KUMAR, 2005) e (REGO, 2006).

1.3 Aspectos Metodológicos do Estudo

Este estudo é classificado como:

Pesquisa aplicada do ponto de vista da sua finalidade, pois utiliza a base teórica para resolução de problemas práticos (BARROS; LEHFELD, 2000). Empíricas normativas do ponto de vista dos objetivos, pois existe o interesse em desenvolver políticas, estratégias ou ações para melhorar um sistema real corrente (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Quantitativa do ponto de vista da forma de abordagem, pois utiliza técnicas estatísticas para se chegar à solução do problema (CAUCHICK et al., 2011). Modelagem e simulação do ponto de vista dos procedimentos adotados, pois busca escolher de uma modelo que melhor se ajuste aos dados em estudo (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Estudo de campo do ponto de vista do local de realização, pois procede da observação de fatos e fenômenos como ocorrem no real, à coleta de dados referentes aos mesmos e, finalmente, à análise e interpretação desses dados, com base numa fundamentação teórica consistente, objetivando compreender e explicar o problema pesquisado (CAUCHICK et al., 2011).

1.4 Estrutura do Trabalho

O estudo aqui apresentado está estruturado em 5 seções, apresentados da seguinte maneira:

A seção 1 apresenta uma introdução do estudo, com os respectivos objetivos, justificativa para o seu desenvolvimento e alguns fatores importantes dos aspectos metodológicos.

Na seção 2 apresenta uma revisão da literatura sobre controle de estoque de peças de reposição, caracterização das peças de reposição, classificação de peças de reposição, e métodos de previsão de demanda.

Na seção 3 apresenta a metodologia utilizada para alcançar o objetivo proposto neste estudo.

Na seção 4 apresenta a aplicação das metodologias, as aplicações dos modelos de séries temporais e os resultados obtidos e discutidos.

Na seção 5 apresenta as considerações finais da pesquisa, e propostas para novos estudos.

2 REVISÃO TEÓRICA

Este Capítulo apresenta uma revisão teórica sobre os principais temas necessários para o desenvolvimento deste estudo. Neste Capítulo destaca-se a previsão de demanda de peças de reposição, considerando especialmente os seguintes tópicos: i) Características das peças de reposição, ii) Classificação de peças de reposição, e iii) Métodos estatísticos para a previsão de demanda aplicados à peças de reposição.

2.1 Características das peças de reposição

Peças de reposição têm características especiais, que as diferenciam de todas as outras utilizadas num sistema produtivo, ou de serviço. A característica principal está no seu tipo de consumo intermitente, que segundo Botter e Fortuin (2000) é esporádico, pois ocorrem em períodos irregulares e pequenos, com tempos de resposta de ressuprimento curtos e com custos de aquisição elevados.

Outra característica distinta de peças de reposição é a particularidade do seu emprego. Por exemplo, peças de reposição de equipamento para teste automotivo, não são do tipo intercambiáveis, que podem ser usadas alternadamente com o mesmo propósito sem o que o resultado seja prejudicado. Desta forma, elas podem ser utilizadas apenas para o uso e a função para o qual elas foram projetadas.

Isso, inevitavelmente acarreta em alto risco de obsolescência, pois, assim que a substituição de um equipamento ocorre, o estoque das respectivas peças de reposição, em geral, não podem ser reutilizadas em outros sistemas, tornando-se imediatamente obsoletos.

As peças de reposição do setor automotivo como, por exemplo, virabrequim, pistões, bielas e bronzinas, têm um grande conteúdo de especificações e características técnicas, por isso, elas possuem um elevado valor unitário.

Outro ponto que os fabricantes ou revendedores não podem negligenciar quando se trata

de peças de reposição, é que no Brasil, o CDC – Código de Defesa do Consumidor, obriga os fabricantes ou revendedores a garantir peças de reposição durante toda a vida útil do produto (BRASIL, 1990). Além disso, o CDC estabelece prazos, em geral de 30 dias, para que o produto enviado para reparo retorne ao consumidor, independentemente se o produto está em seu período de garantia.

Desta forma, todas estas questões indicam que as peças de reposição possuem particularidades especiais, o que torna a sua gestão e controle um assunto extremamente delicado.

No próximo tópico, é apresentada a classificação e demanda de peças de reposição para controle de estoque.

2.2 Classificação e demanda de peças de reposição

Segundo Huiskonen (2001) e Boylan et al. (2008), a classificação de peças de reposição é necessária para determinar os níveis de serviços para a qual elas serão aplicadas, e também para controle e previsão de demanda.

As empresas que necessitam estocar peças de reposição utilizam diversas formas de classificações, sempre buscando atender aos seus clientes com um elevado nível de serviço (SYNTETOS; KEYES M.AND BABAI, 2009).

Segundo Boylan e Syntetos (2008), empresas de grande porte possuem uma quantidade muito variada de peças de reposição, com diferentes custos, requisitos de serviços e padrões de demanda, desta forma, estas empresas necessitam utilizar métodos adequados para classificá-las.

O próximo tópico apresenta e define os métodos para classificação de demanda de peças de reposição mais utilizadas na prática.

2.2.1 Classificação ABC

A classificação ABC é um método para gestão de base quantitativa, que permite as organizações direcionar seus esforços para obter melhores resultados na gestão de estoque. Ela também é conhecida como o princípio de gestão seletiva ou Lei de Pareto (LORENZ, 1905).

Segundo Martins e Alt (2011) a análise ABC é uma das formas mais usuais de examinar estoques. Essa análise consiste na verificação, em certo espaço de tempo de consumo, em valor monetário ou em quantidades, para serem classificados em ordem decrescente de importância.

O método de Pareto baseia-se no fato que os maiores valores de um grupo de unidades constituem normalmente uma pequena porção do número total de itens no grupo, e que a maioria dos elementos do grupo, será de pouco significância. Isto é expresso como uma regra 80/20, segundo a qual 80% do valor total serão contabilizados por 20% dos itens (SRINIVASAN, 2008).

Desta forma, o método da classificação ABC utilizado para peças de reposição, possui a seguinte classificação:

- Itens A abrangem 20% das peças de reposição e contribuem com 80% dos custos de estocagem.
- Itens B têm 30% das peças de reposição e contribuem para 15% dos custos de estocagem.
- Itens C compreendem 50% das peças de reposição e contribuem para 5% dos custos de estocagem.

Para ilustrar este método, tabela 2.1 apresenta um exemplo prático.

Tabela 2.1: Classificação ABC.

Itens	Consumo anual em Rúpias	Número de ordens	Valor por Ordem em Rúpias	Estoque Médio em Rúpias
A	60.000	8	7.500	3.750
B	6.000	3	2.000	1.000
C	1.000	1	1	500
Total	67.000	12	–	5.250

Conforme se observa na tabela 2.1, os itens A contribuem com aproximadamente 80% dos custos de estocagem média em Rúpias¹, os Itens B tem contribuem com aproximadamente 15% dos custos de estocagem média e os Itens C contribuem com aproximadamente a 5% dos custos de estocagem média.

A classificação ABC dá uma perspectiva mais profunda para a gestão de custos e permite subsídios para programas de melhorias ou redução de custos. Esta classificação evita desperdício de tempo e de energia na realização de melhorias que consideram os itens que não apresentam grande impacto no resultado financeiro da empresa (itens de classe 'C'). Segundo Srinivasan (2008), a classificação ABC dá uma medida da importância do estoque para cada item, o que reforça o princípio da gestão por exceção.

Tramarico et al. (2010) aplicaram a classificação ABC no gerenciamento de estoques de produtos acabados com idade superior a 180 dias, em uma indústria química. Neste estudo os

¹ Padrão monetário da Índia

autores classificaram os custos de estocagem destes materiais em 80%, 15% e 5%, no processo decisório da empresa.

2.2.2 Classificação HML

A classificação alta, média e baixa (*HML - High, Medium and Low*) segue o mesmo princípio do método da classificação ABC. A principal diferença é que no HML, a classificação é feita pelo valor unitário da peça de reposição e não pelo seu consumo anual, como é feito no ABC (SRINIVASAN, 2008).

Nesta classificação as peças de reposição devem ser listadas em ordem decrescente de valor unitário sendo que e cabem à gestão fixar limites para as três categorias.

Por exemplo, a administração de estoque pode decidir que todas as unidades com valor unitário acima de R\$ 3.000 são classificadas como itens H, as unidades com valores entre R\$ 2.000-3.000 são classificadas como itens M e unidades com valores menores que R\$. 2000 itens são então classificados como itens L. A análise HML é útil para manter o controle sobre o consumo das peças para decidir a frequência de inventário e para controlar a frequência de compra (SRINIVASAN, 2008).

Madan e Ranganath (2014) aplicaram a classificação HML no gerenciamento de estoques de ferramentas de corte em uma indústria, classificando as ferramentas pelo seu custo unitário para definir a quantidade necessária de estoque para estes itens.

2.2.3 Classificação XYZ

Similar ao HML, a principal característica do método de classificação XYZ é que ele tem como base o valor de inventário em uma data pré-definida.

Segundo Mendes e Castilho (2009), a principal finalidade da Classificação XYZ é mitigar a falta de itens indispensáveis em estoque além de priorizar os itens de maior consumo, e elaborar possíveis alternativas de substituição para itens intercambiáveis.

Para Mendes e Castilho (2009) esta classificação é aplicada uma vez por ano sempre durante o inventário anual da empresa. Por exemplo, a administração de estoque pode decidir que itens X são os itens com valor de estoque acima de R\$ 10.000, enquanto que os itens classificados como Y possuem valores de estoque entre R\$ 5.000 e R\$ 10.000 e os itens Z são aqueles como valores de estoque abaixo de R\$ 5.000.

Srinivasan (2008) recomenda que as peças de reposição sejam classificadas utilizando dois

métodos conjuntamente, o método ABC e o método XYZ, para que seja possível identificar os itens que estão sendo extensivamente abastecido.

Um exemplo pratico da classificação XYZ em conjunto com a ABC é apresentados no quadro 2.1.

Quadro 2.1: Classificação XYZ

Class. Itens	Itens X	Itens Y	Itens Z
Itens A	Uma análise crítica deve ser feito para reduzir os estoques.	Tentativas devem ser feitas para converter para categoria 'Z' .	Itens estão dentro do controle.
Itens B	Consumo e controle de estoque deve ser revista com mais frequência.	Outras ações para controle pode não ser necessárias.	Pode ser revisto duas vezes por ano.
Itens C	Devem ser tomadas medidas para eliminar os excedentes.	Os controles devem ser apertados.	Pode ser revista, uma vez por ano.

Conforme se observa no quadro 2.1, além dos itens serem classificados com as mesmas regras da tabela 2.1, eles são cruzados com a classificação XYZ. Na qual são definidos as ações a serem tomadas. Por exemplo, o item que é classificado como A e X tem como ação uma análise crítica para reduzir o estoque deste item, pois os itens correspondem a 20% das peças de reposição, contribuem com 80% dos custos de estocagem e possuem um valor de estoque acima do valor especificado.

2.2.4 Classificação FSN

Método de classificação baseado no giro do estoque, rápido, lento e sem giro FSN (*fast, slow and non*). Segundo Ramos (2011), o giro de estoques é o período em que um produto permanece nas dependências da empresa. Este período de permanência é definido a partir do momento que o produto é comprado pela empresa e encerra-se com a venda da mesma. De forma simplificada, neste método, as peças de reposição são classificadas como giro rápido, lento e sem giro, com base no seu padrão de consumo.

Esta classificação é especialmente útil para controlar a obsolescência e deterioração em todos os tipos de peças de reposição (SRINIVASAN, 2008). Pontos de corte para rápido, lento e sem giro geralmente dependem das características dos produtos, do seu valor e da sua utilidade para as operações.

Srinivasan (2008), apresenta a seguinte regra empírica para a classificação FSN:

- **Rápido:** Itens que tiveram giro de estoque pelo menos uma vez num período de um ano.
- **Lento:** Itens que tiveram giro de estoque pelo menos, uma vez num período de dois anos.
- **Sem giro:** Itens que não tiveram giro de estoque pelo menos, uma vez num período de dois anos.

Srinivasan (2008) propõem uma combinação do método de classificação XYZ com o método de classificação FSN como uma importante ferramenta para controlar itens obsoletos, permitindo a prevenção de obsolescência. O quadro 2.2 apresenta um exemplo prático da classificação XYZ combinada com a classificação FSN.

Quadro 2.2: Classificação FSN

Class. Itens	Itens F	Itens S	Itens N
Itens X	Impor controle de estoque apertado.	Reduzir o estoque para nível baixo.	Disponibilizar de itens com o melhor preço.
Itens Y	Aplicar controle de estoque normal.	Manter baixo nível de estoque.	Descarte o mais rápido possível.
Itens Z	Aumentar os estoques para reduzir o trabalho administrativo.	Manter baixo nível de estoque.	Descarte até mesmo itens com baixo preço.

No quadro 2.2, além dos itens serem classificados com as mesmas regras da classificação XYZ, os itens são cruzados com a classificação FSN em que são definidas as ações a serem tomadas, por exemplo, o item que é classificado como X e F, tem como ação implementar um controle mais apertado (por exemplo controlar o giro do estoque mensalmente), pois o item possui um valor de estoque acima do valor especificado pelo time X e possui um giro rápido F.

2.2.5 Classificação VED

A classificação VED (*Vital, Essential, Desirable*) é bastante utilizada na gestão de peças de reposição (MADAN; RANGANATH, 2014).

Na classificação VED, as peças de reposição são classificadas quanto à sua criticidade nas seguintes categorias: vital, essencial e desejável, para o funcionamento de uma máquina, equipamento, instalações e etc.

Esta definição mostra que as peças de reposição de classe V, devem ser abastecidas de forma adequada para garantir a continuidade do funcionamento de uma máquina, equipamento, instalações e etc.

Peças de reposição com classificação vital (V) podem causar grandes prejuízos para os clientes, caso ela não esteja disponível no momento da quebra, pois quando são danificadas inutilizam a função principal do equipamento.

As peças de reposição com classificação essencial (E) são itens importantes, sem as quais o equipamento funcionaria, porém a sua qualidade e eficiência podem ser afetadas. Já as peças de reposição com classificação desejável (D) quando falham não interfere no funcionamento do equipamento.

Madan e Ranganath (2014) aplicaram a classificação VED no gerenciamento de estoques de ferramentas de corte em uma indústria, classificando as ferramentas pela sua criticidades da sua falta, para assim definir a quantidade necessária de estoque destes itens.

Foram utilizados um histórico de dados de 1 ano e 3 meses, em que as ferramentas foram classificadas da seguinte forma:

- V - Usado mais de 4 vezes,
- E - Usado 2 a 3 vezes,
- D - Usado apenas uma vez.

Foram 11 itens como V, dos quais dois foram utilizados mais de 4 vezes, assim para eles foi definido seguir o modelo existente para gerenciamento do estoque. Mas, para os itens com cerca de 4 unidades de consumo, foi definido que apenas 1 peça sobressalente pode estar presente no estoque principal.

Foram 17 itens como E, como são moderadamente usados, não foram considerados críticos. Foi definido que apenas 1 peça sobressalente pode estar presente no estoque principal.

Foram 38 itens D, como são raramente usados, foi definido que não há necessidade de peças sobressalente no estoque principal.

Segundo Madan e Ranganath (2014) é importante que esta classificação seja aplicada com a participação daqueles que são responsáveis pela manutenção dos equipamentos, pois possuem o histórico de manutenção do equipamento.

Srinivasan (2008) propõem, que a classificação ABC e a VED sejam combinadas, para que seja possível controlar os estoques de peças de reposição críticas, na qual a disponibilidade do item garante a continuidade do funcionamento de uma máquina, equipamento, instalações e etc. A tabela 2.2.5 apresenta um exemplo desta combinação.

Quadro 2.3: Classificação VED

Class. Itens	Itens V	Itens E	Itens D
Itens A	Controle constante e acompanhamento regular.	Estoque moderado	Estoque nulo
Itens B	Estoque moderado	Estoque moderado	Estoque muito baixo
Itens C	Estoque elevado	Estoque moderado	Estoque baixo

No quadro 2.3 verifica-se um exemplo de classificação de peça de reposição classificada pela combinação dos métodos ABC e VED. Esta tabela indica as ações a serem tomadas, como por exemplo, o item que é classificado como A e V, necessitam uma ação de controle constante, que pode ser semanal, para garantir a disponibilidade do item, pois os itens abrangem 20% das peças de reposição e contribuem com 80% dos custos de estocagem, além de ser classificada como Vital.

2.2.6 Classificação de Demanda para peças de reposição

Segundo Zucchi et al. (1998), a demanda reflete as intenções de compra de um produto ou serviço. A demanda de peças de reposição na maioria dos casos, acontece com intervalos de tempo irregulares (t_i) e quantidades muito variáveis (ε_i). Para avaliar as características da demanda de peças de reposição, dois parâmetros são tradicionalmente utilizados: i) ADI - intervalo médio entre demanda: intervalo médio entre duas demanda de peças de reposição; ii) CV - Coeficiente de variação: desvio padrão da demanda dividida pela demanda média (PHAM, 2006).

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^N t_i}{N} \quad (2.1)$$

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\varepsilon_i - \varepsilon)^2}{N}}}{\varepsilon} \quad (2.2)$$

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i}{N} \quad (2.3)$$

ε_i Consumo de peças de reposição.

t_i Intervalo entre duas demandas consecutivos.

Para o cálculo do ADI, 'N' é o número de períodos diferentes de zero da demanda.

Ghobbar e Friend (2003), sugere valores de corte fixos que permitam uma caracterização mais detalhada do padrão de demanda de peças de reposição. A Figura 2.1 apresenta as quatro categorias da demanda de peças de reposição:

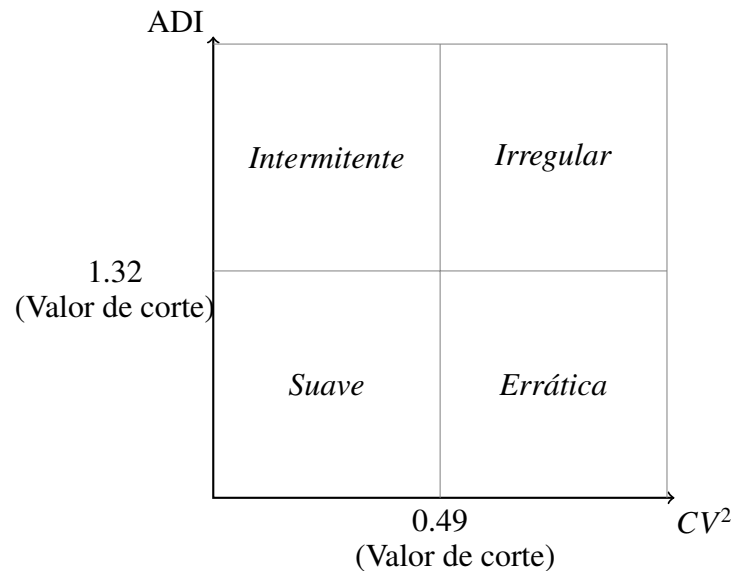


Figura 2.1: Categorização do padrão de demanda Pham (2006)

Demanda intermitente, possui características aleatórias, porém com muitos períodos de tempo sem demanda.

Demanda errática, é altamente variável, possui a natureza irregular relativa ao tamanho da demanda, e não relativo ao período de tempo da demanda.

Demanda suave, também ocorre de forma aleatória, com muitos períodos de tempo sem demanda. A sua principal característica é que a sua ocorrência é para unidades individuais ou poucas unidades.

Demanda irregular, também possui características aleatórias, porém com muitos períodos de tempo sem demanda. Além disso, quando a demanda, ocorre, ela é altamente variável. O conceito irregular corresponde a uma demanda extremamente irregular, com grandes diferenças de quantidades entre cada demanda, e com um grande número de períodos sem demanda.

Métodos de previsão de demanda geralmente dependem da categorização das peças de reposição. Por isso, é importante dispor de dois fatores, a fim de indicar o desvio a partir de valores estimados de demanda em relação, ao tamanho da demanda, e o intervalo entre as demandas. Segundo Pham (2006), o desempenho de um método de previsão é altamente dependente do

nível e tipo de irregularidade da demanda.

Syntetos et al. (2005) testou 3.000 séries de demanda de autopeças com os valores de cortes definidos por Ghobbar e Friend (2003). O artigo comparou os métodos de previsão Suavização Exponencial Simples, Croston e SBA, e verificou qual destes métodos possuíam melhor desempenho preditivo para os padrões de demanda Intermitente, Irregular, Suave e Errática, conforme figura 2.2.

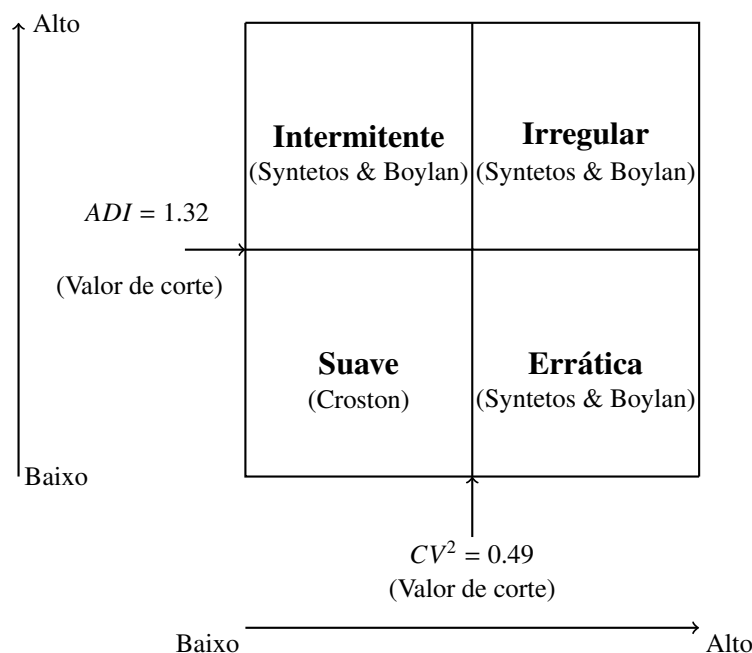


Figura 2.2: Valores de Corte Syntetos et al. (2005)

Conforme figura 2.2, o método de Croston apresentou melhor desempenho no padrão de demanda Suave (quadrante 3 : $ADI < 1,32$ e $CV^2 < 0,49$), e para os demais padrões de demanda Intermitente (quadrante 1 : $ADI > 1,32$ e $CV^2 < 0,49$), Irregular (quadrante 2 : $ADI > 1,32$ e $CV^2 > 0,49$) e Errática (quadrante 4 : $ADI < 1,32$ e $CV^2 > 0,49$) o método SBA apresentou melhor desempenho.

2.3 Métodos de previsão de demanda

Segundo Rego (2006), a previsão de demanda de um produto é parte essencial na gestão dos estoques. Diferentes métodos podem ser utilizados, para obter estas estimativas. Estes métodos podem ser classificados, segundo Chase et al. (2006) e Meindl e Chopra (2011) em:

- **Qualitativos:** são mais apropriadas quando dados históricos são inexistentes ou escassos.

Estes métodos são baseados na opinião de especialistas, pesquisas de mercado, entre outros;

- **Séries temporais:** são métodos baseados em dados históricos da demanda. Estes métodos partem da premissa que a demanda futura reproduzirá a demanda passada, portanto podem ser projetadas para o futuro, assumindo que sejam mantidas as mesmas condições da demanda;
- **Causais:** estes métodos assumem que existem outras variáveis que influenciam na demanda, assim, busca-se por exemplo a correlação entre os fatores ambientais e a demanda, obtendo-se as previsões com estimações futuras, implementando-os em modelos matemáticos.

Segundo Rego (2006), os métodos mais adequados para a previsão de demanda dos estoques de peças de reposição, são os baseados em séries temporais. A aplicabilidade deste método também se justifica diante da enorme complexidade existente nas operações de peças de reposição no segmento de equipamentos de teste automotivo. Os detalhes teóricos sobre estes métodos estão descritos no próximo tópico.

2.3.1 Séries Temporais

Segundo Morettin e Tolo (2006), uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo. Alguns exemplos de séries temporais são: i) valores diários de chuva em uma cidade, ii) valores mensais de velocidade do vento registrados em uma cidade, iii) índice diários da Bolsa de Valores, iv) acidentes ocorridos em uma empresa durante dez anos, v) um registro de marés no porto de Paranaguá, e etc. Os exemplos de i) a iv) são séries temporais discretas, enquanto que v) é um exemplo de série contínua. Pode-se obter uma série temporal discreta a partir da amostragem de uma série temporal contínua considerando intervalos de tempos iguais, ΔT . Assim para analisar a série v) será necessário amostrá-la, convertendo-a e observando-a no intervalo de tempo $[0, T]$, supondo uma série discreta com N pontos, em que $N = \frac{T}{\Delta T}$ (T horas).

Obtida a série temporal $Z(t_1), \dots, Z(t_n)$, observadas nos instantes t_1, \dots, t_n , a aplicação de séries temporais permite avaliar os seguintes aspectos: (i) compreender o mecanismo que gera informações ou dados no tempo; (ii) fazer previsões sobre o comportamento futuro de uma determinada série, por exemplo: previsões de vendas e demanda ao longo do tempo; descrever o comportamento de uma série.

Em geral, uma série temporal tem quatro principais componentes:

- **Tendência:** é a orientação geral, para cima ou para baixo, dos dados históricos;

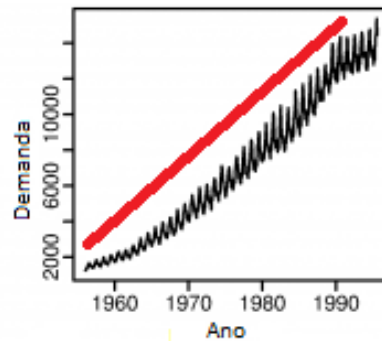


Figura 2.3: Exemplo de série temporal com tendência
Fonte: Hyndman (2006)

Conforme visto no gráfico 2.3, a demanda em uma linha preta, e o indicativo de tendência em uma linha vermelha.

- **Ciclo:** são padrões de variação dos dados de uma série que se repetem a determinados intervalos de tempo;

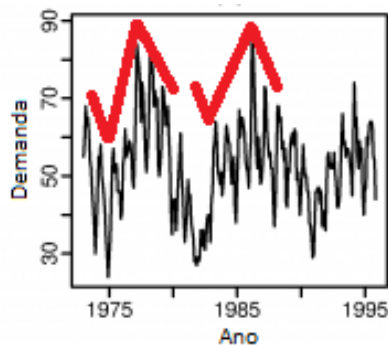


Figura 2.4: Exemplo de série temporal com ciclos
Fonte: Hyndman (2006)

Conforme visto no gráfico 2.4, a demanda em uma linha preta, e o indicativo de ciclo em uma linha vermelha.

- **Sazonalidade:** é uma característica de um evento que ocorre sempre em uma determinada época do ano;

Conforme visto no gráfico 2.5, a demanda em uma linha preta, e o indicativo de sazonalidade em uma linha vermelha.

- **Aleatoriedade:** são erros ou variações da série histórica de dados que não são devidas a variáveis presentes no modelo de previsão. São deixados fora do modelo.

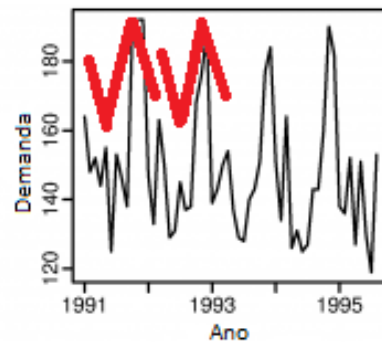


Figura 2.5: Exemplo de série temporal com sazonalidade
Fonte: Hyndman (2006)

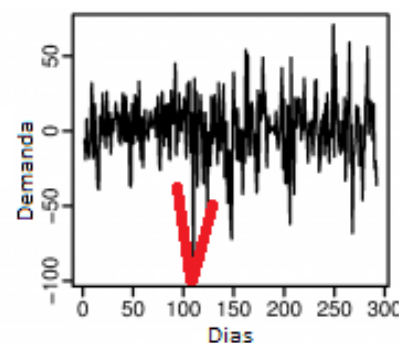


Figura 2.6: Exemplo de série temporal com aleatoriedade
Fonte: Hyndman (2006)

Conforme visto no gráfico 2.6, a demanda em uma linha preta, e o indicativo de aleatoriedade em uma linha vermelha. Na literatura existem inúmeros métodos para descrever o comportamento de uma série temporal em particular. Na maioria das vezes, estes métodos dependem da construção de modelos matemáticos que dependem de vários fatores, tais como o comportamento do fenômeno ou o conhecimento a priori que temos de sua natureza e do objetivo da análise. Os principais métodos de previsão de demanda para uma série temporal estão apresentados no próximo tópico.

2.3.1.1 Média móvel (MA)

O método da média móvel (MA) consiste em que a demanda futura é calculada por meio da média das demandas X anteriores. Considerando as demandas X_1, X_2, \dots, X_n , a equação para a média móvel é:

$$MA = X_{n+1} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{X_i}{n} \right] \quad (2.4)$$

Como se pode verificar a partir da equação 2.4, este método é aplicável nos casos em que a demanda é estacionária (que oscila em torno de uma média ao longo do tempo n) e localmente constante (que mantem o mesmo padrão oscilatório ao longo do tempo n). Segundo Lee et al. (2012), este método também dá um índice de tendência básica mais eficiente pois amortece a oscilação dos dados históricos.

A média ponderada (*WMA*) é calculada por meio da média das demandas X anteriores, com fatores de multiplicação para dar pesos diferentes para os diferentes períodos de demanda conforme equação 2.5.

$$WMA = X_{n+1} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{X \cdot p_i + (n-1)}{n + (n-1)} \right] \quad (2.5)$$

A média móvel ponderada é especificamente, o valor de pesos p_i que diminuem aritmeticamente, em um período de n . A (*WMA*) do último período tem peso n , do último segundo $n-1$, e assim sucessivamente, até zero. Patel et al. (2013) indica que o uso deste tipo de média móvel dá melhores estimativas de volatilidade (qualidade daquilo que é sujeito a mudanças frequentes) do que a média móvel.

2.3.1.2 Suavização exponencial simples (*SES*)

Método baseado em médias móveis ponderadas, por meio de uma constante de suavização α , que é arbitrário, podendo variar entre 0 e 1. Quanto mais próximo a 1, a constante de suavização α , maior será o peso dos últimos valores da série. O peso dos valores ocorridos diminui-se exponencialmente com o aumento da distância entre o período futuro e o período atual. Dado uma série temporal observada ser de Y_1, Y_2, \dots, Y_n . Formalmente, a equação de alisamento exponencial simples assume a forma de:

$$\hat{Y}_{i+1} = \alpha Y_i + (1 - \alpha) \hat{Y}_i \quad (2.6)$$

Em que \hat{Y}_{i+1} é a previsão para o próximo período, Y_i é o período atual, \hat{Y}_i é a previsão do período atual, e α variando entre 0 e 1 (BROWN; MEYER, 1961).

Substituindo-se a previsão do período atual pela equação completa da Suavização Exponencial Simples, dado que α poderá variar entre 0 e 1, compreende-se que a diminuição exponencial do peso dos períodos mais antigos da série histórica na previsão futura é:

$$P_{t+1} = \alpha D_t + \alpha(1 - \alpha)D_{t-1} + (1 - \alpha)^2 P_{t-1} \quad (2.7)$$

Em que D_t é a demanda do período atual e P_{t+1} é a previsão para m períodos a frente do período t . A magnitude da constante α determina a velocidade de resposta do modelo frente a mudanças valores da série (MONTGOMERY et al., 1990). Valores baixos para a constante α faz com que o modelo demore a reagir às mudanças no comportamento da série.

Valores altos de α , o modelo responde rapidamente ao componente aleatório da série histórica.

2.3.1.3 Suavização exponencial com tendência (*Holt*)

Segundo Morettin e Toloi (2006), se existem indícios de que uma série temporal possui uma tendência linear, e nenhum indicio de sazonalidade, o método de (*Holt*) comumente oferece melhor desempenho. Quando há algum tipo de tendência na série histórica, deve-se adicionar à suavização exponencial um fator de tendência. Para isto, são utilizados duas constantes de suavização (α e β) que são arbitrários, podendo variar entre 0 e 1. O método pode ser traduzido em três equações:

$$N_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(N_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.8)$$

$$b_t = \beta(N_{t-1} + N_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.9)$$

$$P_{t+1} = N_t + b_t m \quad (2.10)$$

Em que N_t é a estimativa do nível da série no período t , b_t é a estimativa da tendência no período t . D_t é a demanda do período atual e P_{t+1} é a previsão para m períodos a frente do período t .

Valores baixos para as constantes α e β , faz com que o modelo demore a reagir às mudanças no comportamento da série. Com valores altos de α e β , o modelo responde rapidamente as componentes de aleatoriedade e tendência da série histórica.

2.3.1.4 Suavização exponencial com tendência e sazonalidade (*Winter*)

O método de Winter é usado para prever séries temporais para as quais tendências e sazonalidade estão presentes (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Para isto, são utilizados três constantes de suavização (α , β e γ) que são arbitrários, podendo variar entre 0 e 1. Este método, portanto, será composto por três fatores, o nível, a tendência e a sazonalidade, que podem ser traduzidos em quatro equações:

$$N_t = \alpha \frac{D_t}{S_t} + (1 - \alpha)(N_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.11)$$

$$b_t = \beta(N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.12)$$

$$S_t = \gamma \frac{D_t}{N_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.13)$$

$$P_{t+m} = (N_t + b_t m)S_{t-s+m} \quad (2.14)$$

Em que N_t é a estimativa do nível da série no período t , b_t é a estimativa da tendência no período t , S_t é a componente sazonal relacionada ao período t . D_t é o período atual e P_{t+m} é a previsão para m períodos a frente do período t .

Valores baixos para as constantes α , β e γ , faz com que o modelo demore a reagir às mudanças no comportamento da série. Com valores altos de α , β e γ , o modelo responde rapidamente as componentes de aleatoriedade, tendência e sazonalidade da série histórica.

2.3.1.5 Box-Jenkins

A metodologia descrita por Box et al. (1970), é uma das técnicas de previsão mais difundidas para a análise de séries temporais Zhang (2003) e Morettin e Toloi (2006) por ter aplicações em diversas áreas da ciência.

Desde a sua criação nos anos 70, há diversas aplicações da metodologia popularmente conhecida como Box-Jenkins e cientificamente como ARMA (*Autoregressive and Moving Average*), ao longo dos anos, como por exemplo: área médica, ambiental, financeira e de engenharia, e etc (WERNER; RIBEIRO, 2003).

O modelo genérico ARMA(p,q) tem a seguinte representação:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.15)$$

Em que:

ϕ_i são os parâmetros da estrutura auto-regressiva, $i = 1, \dots, p$

θ_i são os parâmetros da estrutura médias móveis, $i = 1, \dots, p$

Este modelo descreve a série Y_t , como função de seus valores passados e como combinação linear de uma sucessão de choques aleatórios (erros aleatórios) $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$. Box et al. (1994), propuseram uma metodologia de análise de séries temporais baseado nas etapas de identificação, estimação, avaliação do diagnóstico, seleção de modelos de previsão.

A primeira etapa consiste na identificação, que busca descobrir qual modelo descreve o comportamento da série, por meio da análise dos gráficos das funções de autocorrelações (FAC) e das funções de autocorrelações parciais (FACP).

Segundo Caiado (2011), o comportamento das FAC e FACP estimadas com base na série original pode sugerir algumas transformações de diferenciação, por exemplo, um decaimento lento para zero da FAC e uma queda brusca para zero a partir do *lag* 1 (intervalo no tempo) da FACP sugerem a aplicação de operador de diferenciação simples de ordem 1, tendo a seguinte representação:

$$(1 - B)Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.16)$$

O quadro 2.4 resume os comportamentos teóricos das FAC e FACP dos modelos de séries estacionárias.

Quadro 2.4: Comportamentos teóricos da FAC e FACP dos modelos de séries estacionárias

Modelo	FAC	FACP
AR (p)	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.	Queda brusca para zero a partir do lag $p + 1$.
MA (q)	Queda brusca para zero a partir do lag $q + 1$.	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.
ARMA (p, q)	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.
SAR (p)	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero sobre lags $s, 2s, \dots$	Queda brusca para zero a partir do lag $(P + 1)s$.
SMA (Q)	Queda brusca para zero a partir do lag $(Q + 1)s$.	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero sobre lags $s, 2s, \dots$
SARMA (P, Q)	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero sobre lags $s, 2s, \dots$	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero sobre lags $s, 2s, \dots$
SARMA (p, q)(P, Q) _s	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.	Decaimento exponencial ou sinusoidal amortecido para zero.

Fonte: Caiado (2011).

A estrutura do modelo Auto-regressivo AR (p) geral é expressa por:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.17)$$

Em que:

ϕ_i são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, p$ (ordem da estrutura)

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2

A estrutura do modelo Médias móveis MA (q) geral é expressa por:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.18)$$

Em que:

θ_i são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, p$ (ordem da estrutura)

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2

A estrutura do modelo Auto-Regressivo Médias Móveis ARMA (p, q) geral é expressa por:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.19)$$

Em que:

ϕ_i são os parâmetros da estrutura auto-regressiva, $i = 1, \dots, p$

θ_i são os parâmetros da estrutura médias móveis, $i = 1, \dots, p$

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2

A estrutura do modelo Sazonal Auto-Regressivo SAR (p) geral é expressa por:

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \phi_p Z_{t-ps} + a_t \quad (2.20)$$

Em que:

Φ_i são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, ps$ (ordem da estrutura)

s é o período de sazonalidade, com : $s = 2$ representa séries semestrais; $s = 4$ representa séries trimestrais; $s = 12$ representa séries mensais; $s = 52$ representa séries semanais; $s = 365$ representa séries diárias.

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2 .

A estrutura do modelo Sazonal de Médias Móveis SMA (q) geral é expressa por:

$$Z_t = a_t - \Theta_1 a_{t-s} - \Theta_2 a_{t-2s} + \dots + \Theta_Q a_{t-Qs} \quad (2.21)$$

Em que:

Θ_i são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, qs$ (ordem da estrutura)

s é o período de sazonalidade

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2 .

A estrutura do modelo Sazonal Auto-Regressivo de Médias Móveis SARMA (P, Q) geral é expressa por:

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \phi_p Z_{t-ps} + a_t a_t - \Theta_1 a_{t-s} - \Theta_2 a_{t-2s} + \dots + \Theta_Q a_{t-Qs} \quad (2.22)$$

Em que:

Φ_i são os parâmetros da estrutura auto-regressiva, $i = 1, \dots, ps$

Θ_i são os parâmetros da estrutura médias móveis, $i = 1, \dots, qs$

s é o período de sazonalidade

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2 .

A estrutura do modelo Sazonal Auto-Regressivo de Médias Móveis SARMA $(p, q)(P, Q)_s$ geral é expressa por:

$$\Phi(B^s)(1 - B^s)Z_t = \Theta(1 - B^s)a_t \quad (2.23)$$

Em que:

Φ_i são os parâmetros da estrutura auto-regressiva, $i = 1, \dots, ps$

Θ_i são os parâmetros da estrutura médias móveis, $i = 1, \dots, qs$

s é o período de sazonalidade

B é o operador de atraso

a_t é ruído branco com média zero e variância σ_a^2 .

Uma vez identificados os modelos candidatos a descrever a série em estudo, segue-se a etapa de estimação, que consiste em fazer a estimativa dos parâmetros do componente auto-regressivo, do componente de médias móveis e da variância. Nesta fase, é imprescindível o auxílio de um software adequado, dado que a estimação dos parâmetros requer a aplicação de um conjunto de métodos numéricos e de cálculos computacionais, com alguma complexidade.

Identificado o modelo e estimados os respectivos parâmetros, é necessário passar à etapa de avaliação da qualidade estatística das estimativas obtidas e da qualidade do ajustamento do modelo às observações da série em estudo. Esta etapa de avaliação do diagnóstico vai centrar-se fundamentalmente na análise dos resíduos (erro) do modelo estimado.

Após a etapa de avaliação do diagnóstico, faz-se necessário avaliar a qualidade do ajuste do modelo, para isto existe dois principais métodos: Critério de Informação de Akaike (AIC) e Critério Bayesiano de Schwartz (BIC).

Considere que um modelo com m parâmetros foi ajustado a uma série com n observações. Para avaliar a qualidade do ajustamento, Akaike (2008) e Akaike (1974) introduziu um critério baseado na quantidade de informação, definido por:

$$AIC = -2.\ln L + 2m \quad (2.24)$$

Em que L é função de verossimilhança, m o número de parâmetros do modelo e n o número de observações utilizadas na estimação do modelo.

Segundo este critério, deve escolher-se o modelo que entre todos os ajustados possua um valor AIC menor.

Como alternativa ao AIC, Schwarz (1978) introduziu o seguinte critério bayesiano de seleção de modelos. Segundo Floriano et al. (2006) se os modelos não forem aninhados (modelos com variáveis independentes totalmente hierarquizadas), deve-se utilizar o AIC.

$$BIC = n.\ln\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 + m.\ln.n \quad (2.25)$$

Em que $\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$ é a variância dos resíduos, m o número de parâmetros do modelo e n o número de observações utilizadas na estimação do modelo. Na prática, a interpretação é similar a do AIC, na qual se deve escolher o modelo com menor valor BIC.

Após a obtenção do modelo, é possível efetuar a previsão de períodos futuros para a série analisada. Para isso deve-se considerar que no instante T as observações $Y_T, Y_{T-1}, Y_{T-2}, \dots$ de uma série temporal e pretendem-se, com base nestas, prever o valor futuro do instante $T + m, Y_{T+m}, \dots$. A previsão para o instante $T + m$ será função dos valores presentes e passados da série, da seguinte forma:

$$P_T(m) = E(Y_{T+m}|Y_T, Y_{T-1}, Y_{T-2} \dots) \quad (2.26)$$

Em que $P_T(m)$ é o preditor de Y_{T+m} , T é a origem da previsão e m é o horizonte da previsão.

2.3.1.6 Método Croston (CR)

O método de Croston (CROSTON, 1972) foi desenvolvido como uma variante do modelo suavização exponencial simples (SES), para aplicação específica em demandas intermitentes, ou seja, a série temporal apresenta valores zero no consumo de alguns períodos. Sua aplicação é válida pra séries não estacionárias. A previsão pelo método de Croston é dada pelas equações a seguir:

$$E(Y_t) = \frac{Z_t}{P_t} \quad (2.27)$$

$$Z_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)Z_{t-1} \quad (2.28)$$

$$P_t = \alpha Q_t + (1 - \alpha)P_{t-1} \quad (2.29)$$

Em que:

- $E(Y_t)$ Previsão da demanda.
- Z_t Nível suavizado da série.
- P_t Nível suavizado da série entre as transações *não-zero*.
- D_t Valor *não-zero* observado da série no período t.
- Q_t Intervalo de tempo entre as transações *não-zero*.
- α Coeficiente de suavização do nível da série.

Segundo Padilha e Pagliarussi (2008) é possível deduzir pelas equações (2.27), (2.28) e (2.29) que, quando o intervalo entre as transações não-zero for igual a 1, ou seja, ausência de demandas intermitentes, o nível suavizado entre as transações não-zero será igual a 1, e o cálculo da previsão da demanda será igual ao cálculo do modelo suavização exponencial simples (SES).

2.3.1.7 Método Aproximação de Syntetos-Boylan (SBA)

Syntetos e Boylan (2005) demonstraram que o método de Croston é viesado², e propuseram uma nova versão, para a equação (2.27):

$$E(Y_t) = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{Z_t}{P_t} \quad (2.30)$$

Em que:

- $E(Y_t)$ Previsão da demanda.
- Z_t Nível suavizado da série.
- P_t Nível suavizado da série entre as transações *não-zero*.
- α Coeficiente de suavização do nível da série.

²Que contém ou acarreta viés; tendencioso.

No artigo de Syntetos e Boylan (2005), 4 métodos foram testados em 3.000 séries de dados com demandas intermitentes de uma indústria automotiva: (i) média móvel simples de 13 períodos, (ii) suavização exponencial simples (SES), (iii) método de Croston e (iv) método de Aproximação de Syntetos-Boylan (*SBA*) conforme equação (2.26). O método que indicou um melhor desempenho foi o Aproximação de Syntetos-Boylan (*SBA*), em relação dos demais métodos testados.

2.3.2 Erros de previsão

Para analisar a capacidade de previsão do modelo estimado para a série em estudo, é necessário calcular a estatística dos erros de previsão. De acordo com, (GONÇALVES, 2007), as seguintes estatísticas podem ser consideradas: Erro médio, Erro quadrático médio, Raiz quadrada do erro quadrático médio, Erro absoluto médio, Erro percentual médio, Erro percentual absoluto médio, Erro Absoluto Médio Escalonado. No quadro 2.5 é apresentado a formula para calcular cada tipo de erro.

Quadro 2.4: Erros de previsão

Método	Definição	Equações
EM	Erro médio	$EM = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (Y_t - P_t)$
EQM	Erro quadrático médio	$EQM = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (Y_t - P_t)^2$
REQM	Raiz quadrada do erro quadrático médio	$REQM = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (Y_t - P_t)^2}$
EAM	Erro absoluto médio	$EAM = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m Y_t - P_t $
EPM	Erro percentual médio	$EPM = \left(\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{Y_t - P_t}{Y_t} \right) \times 100\%$
EPAM	Erro percentual absoluto médio	$EPAM = \left(\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{ Y_t - P_t }{ Y_t } \right) \times 100\%$
MASE	Erro Absoluto Médio Escalonado	$MASE = \frac{e_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n Y_i - Y_{i-1} }$

O Erro médio representa o valor médio dos desvios entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1,2, ..., m.

O Erro quadrático médio representa o valor médio dos desvios ao quadrado entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1, 2, ..., m.

A Raiz quadrada do erro quadrático médio representa a raiz quadrada do valor médio dos desvios ao quadrado entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1, 2, ..., m.

O Erro absoluto médio representa o valor absoluto médio dos desvios entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1, 2, ..., m.

O Erro percentual médio representa o valor percentual médio dos desvios entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1, 2, ..., m.

O Erro percentual absoluto médio representa o valor percentual absoluto médio dos desvios entre os valores observados Y_t e as previsões P_t para os instantes 1, 2, ..., m.

O Erro Absoluto Médio Escalonado representa o valor percentual absoluto médio escalonado dos desvios entre os valores Y_i e Y_{i-1} , e o erro na previsão de demanda e_t para os instantes 1, 2, ..., m. a pesquisa, e propostas para novos estudos.

3 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta caracterização da pesquisa, as séries temporais escolhidas, os modelos de previsão escolhidos, os índices de desempenho e a metodologia como foram aplicados os métodos de previsão nas séries temporais.

3.1 Caracterização da pesquisa

Para alcançar o objetivo proposto neste estudo, será realizada uma pesquisa bibliográfica para definição da fundamentação teórica adotada sobre o tema e o problema objeto deste trabalho.

Este trabalho é uma pesquisa quantitativa, com foco em métodos de previsão de demanda de peças de reposição. Bertrand e Fransoo (2002) definem a pesquisa quantitativa como sendo uma pesquisa onde modelos de relações causais entre variáveis de controle e variáveis de desempenho são desenvolvidas, analisadas ou testadas.

Bertrand e Fransoo (2002) classificam ainda a pesquisa quantitativa em pesquisa axiomática e pesquisa empírica. A pesquisa axiomática produz conhecimento sobre o comportamento de certas variáveis do modelo com base em suposições (axiomas) sobre o comportamento de outras variáveis dentro do modelo. Já a pesquisa empírica é primariamente dirigida por resultados e medidas empíricas. Neste último tipo de pesquisa, os resultados teóricos são aplicados em processos reais. Pesquisas axiomáticas e empíricas podem ainda ser divididas em:

- Axiomáticas normativas: preocupadas em desenvolver políticas, estratégias e ações para melhorar os resultados disponíveis na literatura existente.
- Axiomáticas descritivas: estão primariamente interessadas em analisar o modelo, que conduz ao entendimento e explicação das características do mesmo.
- Empíricas descritivas: os pesquisadores estão interessados em criar um modelo que adequadamente descreve relações causais que podem existir na realidade, conduzindo ao

entendimento dos processos atuais.

- Empíricas normativas: existe o interesse em desenvolver políticas, estratégias ou ações para melhorar um sistema real corrente.

Neste trabalho a pesquisa empírica é caracterizada pelas seguintes características:

- Necessidade de coleta de dados reais de um objeto de pesquisa;
- O modelo conceitual deste objeto é confrontado com a realidade;
- O modelo computacional pretende representar o comportamento de uma situação real específica e faz referência a este objeto empírico específico.

Esta pesquisa é também normativa, pois pretende encontrar estratégias para melhorar o sistema real existente. De acordo com Bertrand e Fransoo (2002) as etapas de uma pesquisa de modelagem quantitativa são: i) Definição do problema (criação do modelo conceitual do problema estudado, e definição das variáveis que serão incluídas no mesmo); ii) construção do modelo (definição das relações causais entre as variáveis); iii) solução do modelo; iv) validação do modelo; v) implementação da solução do modelo. De forma geral, as etapas para o desenvolvimento da modelagem quantitativa proposta neste estudo estão no fluxograma 3.1.

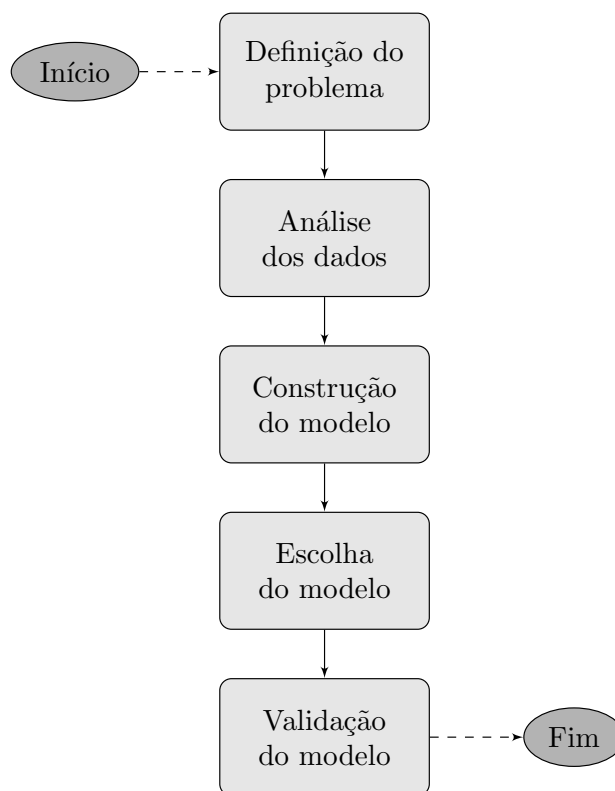


Figura 3.1: fluxograma das etapas para o desenvolvimento do estudo

3.1.1 Metodologia Operacional

De acordo com o fluxograma 3.1, a primeira etapa consiste na definição do problema, onde serão descritas as características da empresa escolhida para o estudo, tais como denominação, descrição, setor de atuação, produtos e serviços. Também será apresentado um resumo histórico da empresa, e é definir o objetivo da previsão, os elementos envolvidos e o nível de precisão desejado. Para realizar este estudo, do ponto de vista prático, serão considerados dados de vendas de peças de reposição disponíveis, observados durante Abril de 2008 a Maio de 2014. Este estudo será concentrado às peças de reposição da categoria de itens consumíveis ou descartáveis, pois estes apresentavam dados históricos suficientes para o estudo no sistema ERP (*Enterprise Resource Planning*) da empresa, por meio do software SAP R/3.

A segunda etapa consiste na análise dos dados, onde os dados serão classificados em ABC e VED. Os dados que foram classificados em A e V, serão agrupados e representados graficamente. Esta análise permite, identificar padrões como, *outliers*¹, tendências e sazonalidades, que poderão estar presentes na série temporal em estudo. A análise gráfica fornecerá subsídios auxiliares na escolha dos modelos quantitativos a serem utilizados na modelagem matemática

¹Observações que apresentam um grande afastamento das restantes ou são inconsistentes.

das séries de dados.

A terceira etapa consiste na construção do modelo, onde são escolhidos os parâmetros para os métodos de séries temporais. Para o processo de escolha dos parâmetros será utilizado o programa computacional R (pacote estatístico), pois este pacote possibilita implementar a escolha automática dos parâmetros mais apropriados, de acordo com critérios pré-definidos.

A quarta etapa consiste na escolha do modelo, onde depois de identificar os parâmetros dos métodos de previsão mais adequados, será necessário realizar uma análise entre os métodos levando em consideração o seu desempenho em relação às previsões. No caso, desta pesquisa, optou-se pela utilização do Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE) como critério para validar o modelo definido (ajustado), com vistas que o MASE é a melhor medida de erro para peças de reposição, pois nunca serão obtidos valores infinitos ou indefinidos (HYNDMAN, 2006).

A quinta etapa consiste na validação do modelo, onde o modelo de melhor desempenho será verificado por meio da comparação das estimativas, com os dados reais nove meses à frente a partir de agosto de 2013.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo os resultados obtidos neste trabalho serão expostos e discutidos na mesma sequência do capítulo anterior.

4.1 Definição do problema

O desenvolvimento deste estudo foi realizado em uma grande empresa multinacional do setor Automotivo, no setor de estoque de peças de reposição de uma das suas plantas de produção no Brasil. A empresa possui um centro de distribuição de peças de reposição, no interior do estado de São Paulo, e todo o estoque é gerenciado pela área de suprimentos da planta. Desde 2003 a empresa utiliza um software que se baseia na distribuição normal e no nível de serviço para determinar o ponto de ressuprimento e estoque de segurança de peças de reposição. Durante os primeiros cinco anos de uso, foi verificado que ele se aplica bem para o controle de peças de reposição de alto giro com padrões de demanda regulares, tendendo para o contínuo, mas não tem boa aderência para peças de reposição de baixo giro com demanda intermitente ou irregular, ou seja, quando existem vários períodos em que não há registro de seu consumo.

A partir do ano de 2008, foi decidido pela alta gerência da empresa que a previsão de demanda de peças de reposição seria controlado pela opinião de um grupo de especialista em logística e pós-vendas. Atualmente este é o método de controle do estoque de peças de reposição da empresa. Uma vez a cada mês este grupo de especialistas analisa o volume de estoque e verifica a necessidade de reabastecer o estoque de um determinado item com base nos pedidos em abertos e nos problemas de produtos em campo.

Desde o ano de 2008 a matriz da empresa avalia suas filias para verificar possíveis pontos de redução de custo. Em uma destas análise na sua filial Brasil no ano de 2013, verificou-se que o volume do estoque de peças de reposição esta muito alto, e seu giro muito baixo, assim a empresa impôs a necessidade de um novo método para controlar as peças de reposição, principalmente as com maior custo unitário, pois o método atual baseado na opinião de especialistas,

não se mostra eficiente no controle destes itens.

O superdimensionamento do estoque destes itens pode ser explicado com base na sua aplicação em equipamentos que custam em média de 3 a 5 milhões de reais utilizados em montadoras de veículos pesados, como caminhões, tratores, geradores industriais, e etc. Estes clientes fazem um contrato de fornecimento de peças de reposição com cláusulas que penalizam o fornecedor a cada hora de linha de produção parada por falta de peça de reposição. Estas multas são em média de 15 mil reais de multa por hora de linha de produção parada. Com o método utilizado atualmente pela empresa, desde o ano de 2008, não foi aplicado nenhuma multa por parte dos clientes, mas em contrapartida o estoque atual possui um volume de 10.5 milhões de reais.

A empresa estudada tem uma disponibilidade de aproximadamente cinco anos de registro de consumo de peças de reposição, este histórico é composto pela quantidade consumida em cada mês, para cada um dos itens, desde Abril de 2008 até Agosto de 2013.

Uma das limitações deste trabalho é que o histórico estudado foi fortemente impactado pela crise financeira mundial que ocorreu nos anos de 2008 e 2009, o que pode ter provocado a uma oscilação anormal na demanda de peças de reposição nesse período. No entanto, entende-se que essas limitações são pontuais e que não afeta o resultado do presente trabalho devido ao grande número de itens e períodos analisados.

Atualmente, a planta estudada possui em torno de 2.500 itens de reposição em estoque que fizeram parte do levantamento de dados inicial. Após uma análise foram escolhidos sete itens que possuíam maior custo de estoque e valor unitário, estes sete itens representam 20% do estoque atual, aproximadamente 2.2 milhões de reais. A empresa impôs uma meta inicial, aonde que destes sete itens, seja escolhido um que possua classificação A e V, e seja feito uma análise durante vinte e quatro meses neste item, utilizando métodos de previsão que apresente melhores desempenhos que o método atual, visando uma redução de estoque de 5% em 24 meses para este item, de setembro de 2013 a setembro de 2015.

4.2 Análise dos dados

Primeiramente para análise dos dados, os sete itens escolhidos pela empresa foram classificados utilizando a classificação ABC e VED, utilizando o CMM¹ total de cada item de Abril de 2008 até Agosto de 2013.

¹Consumo Médio Mensal

Tabela 4.1: Classificação ABC e VED

Qtd. Itens	Código do Produto	Custo Unitário	CMM	Custo Total Unitário x CMM	Classif. (%)	Classif. ABC	Classif. VED
1	000-8F6	27.300	4	103.133	5%	B	V
2	008-8F6	14.200	10	140.655	7%	A	D
3	017-8F6	16.500	10	157.025	8%	A	D
4	073-8F6	19.800	6	126.324	6%	B	E
5	075-8F6	12.500	8	97.377	5%	C	D
6	089-8F6	22.600	10	232.472	12%	A	D
7	090-8F6	30.000	38	1.148.308	57%	A	V

Conforme tabela 4.1 o ítem que foi escolhido pela análise é o 090-8F6, pois ele é (A) por contribuir junto com os itens (008-8F6, 017-8F6 e 089-8F6) com aproximadamente 80% do custo total, e (V) por ser um item que a sua falta inutilizam a função principal do equipamento.

Após a escolha do item 090-8F6, sua serie e histórica foi representada graficamente para permitir identificar padrões como, *outliers*, tendências e sazonalidades, que poderão estar presentes na série temporal em estudo.

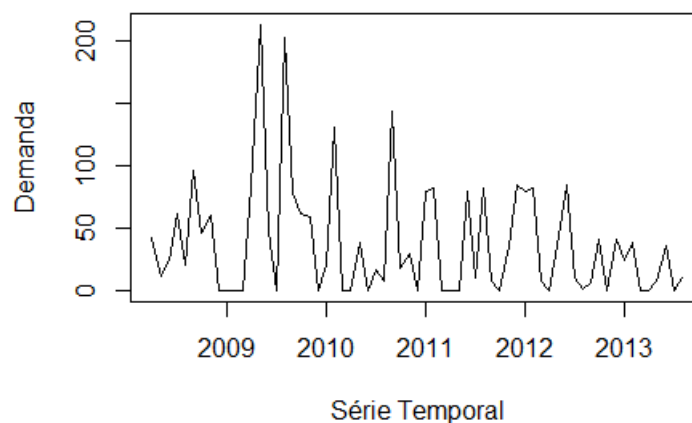


Figura 4.1: Série temporal original

É verificado no gráfico 4.1 que a série histórica possui dois picos em 2009 e 2010 que estão muito distantes dos demais períodos assim podem evidenciar possíveis *outliers*. Para confirmar a presença de *outliers*, será utilizado o gráfico boxplot.

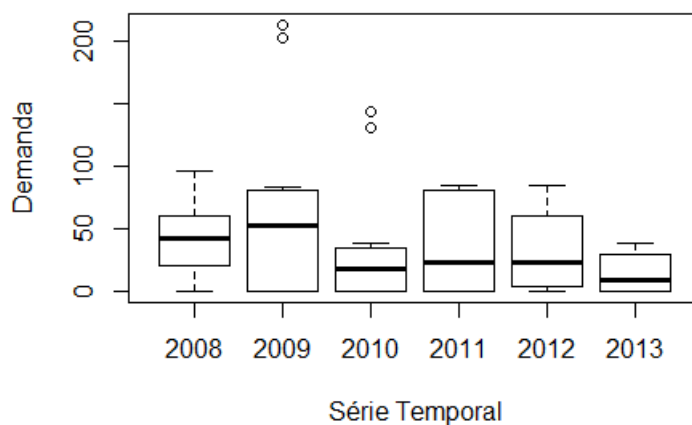


Figura 4.2: Análise Boxsplot

Foi confirmado no gráfico 4.2 que existem dois *outliers* em 2009 e dois em 2010. Após a exclusão dos *outliers*, foi verificado novamente com o gráfico boxplot, se todos os *outliers* foram excluídos corretamente.

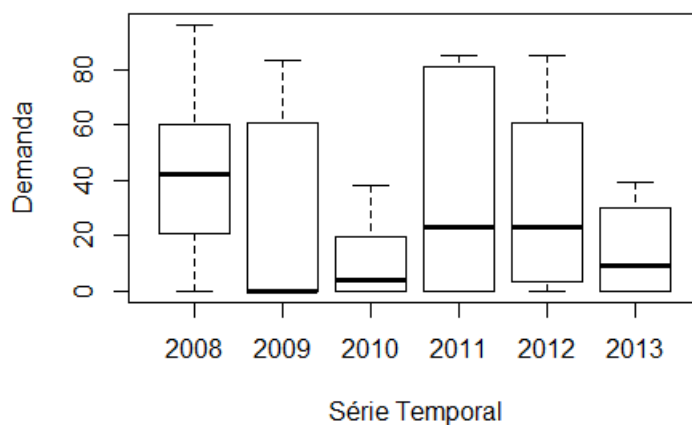


Figura 4.3: Análise Boxsplot

Foi confirmado no gráfico 4.3 que todos os *outliers* foram excluídos corretamente. Continuando a análise dos dados, é verificado também no gráfico 4.1, que a série temporal não é estacionária em todos os anos, segundo Morettin e Tolo (2006) como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõem que estas sejam estacionárias, foi necessário transformar os dados originais em estacionários. Para efetuar estas transformações, Morettin e Tolo (2006) recomenda a utilização de diferenças sucessivas até se obter uma série

estacionária. Para isto foi utilizado o software R, que possui uma função chamada *Diff()* que executa automaticamente estas diferenciações.

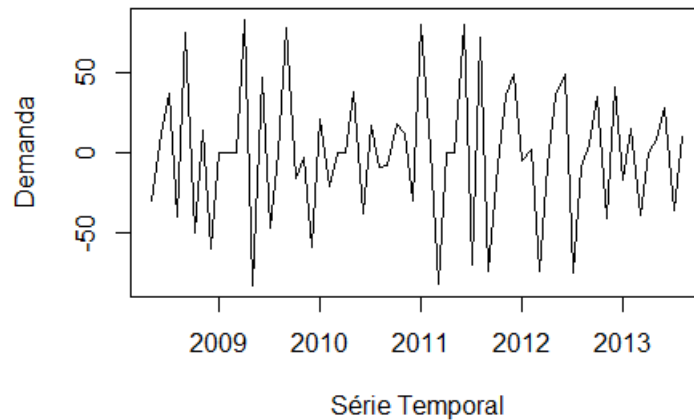


Figura 4.4: diferenciação da série

Após a série de dados ser transformada em estacionária conforme o gráfico 4.4, foi procurado a presença de padrões como, tendências e sazonalidades, que poderão estar presentes na série temporal em estudo. Para este fim foi utilizado o software R que possui uma função chamada *decompose()* se dá automaticamente utilizando médias móveis.

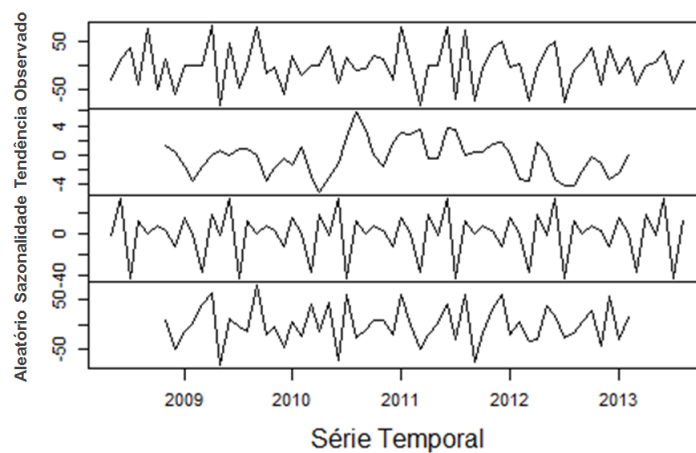


Figura 4.5: Série temporal diferenciada $\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t - 1)$

É verificado no gráfico 4.5, que a série temporal possui componentes aleatórios a partir de 2009 até 2013, componentes de sazonalidade de 2008 a 2013 e componentes de tendência a partir de 2009 até 2013.

Após a estratificação dos dados também foi calculado o *ADI* e o CV^2 para verificar qual a característica da demanda anual da série em estudo.

Tabela 4.2: Classificação da demanda anual

Ano	2008	2009	2010	2011	2012	2013
<i>ADI</i>	1,00	2,40	2,00	1,63	1,20	1,60
CV^2	0,48	1,50	1,38	0,96	0,99	1,08
Demanda	Suave	Irregular	Irregular	Irregular	Errática	Irregular

É verificado na tabela 4.2 que a demanda em estudo possui demanda Suave em 2008, Irregular em 2009, Irregular em 2010, Irregular em 2011, Errática em 2012 e Irregular em 2013. Com base nesta classificação pode-se verificar que a principal demanda é a Irregular, tendo em vista que a demanda em 2008 é Suave mais possui somente 9 meses de dados históricos, e em 2012 a demanda é Errática pois em 2012 houve um crescimento nas vendas de caminhões e tratores, assim causando maior utilização e desgaste dos equipamentos, ocasionando um maior consumo de peças de reposição principalmente no primeiro trimestre. Como a classificação de demanda de 2008 e 2012, não influencia na classificação total da série histórica que predominantemente Irregular, foi decidido considerar para o estudo, a série histórica total de Abril de 2008 até Agosto de 2013.

Após análise dos componentes não-observáveis e a classificação da demanda, foram definidos os métodos para previsões das séries temporais em estudo. Os métodos Suavização Exponencial Simples (SES), Croston (CR) e Aproximação de Syntetos-Boylan (SBA), serão utilizados por terem sua aplicação testada em mais de 3.000 séries de demanda de peças de reposição do setor automotivo, apresentando excelentes resultados no trabalho de Syntetos et al. (2005), e por a série em análise possuir componentes de tendência e sazonalidade também serão incluídos na análise os métodos Holt & Winters (HW) e Autoregressivos Integrado de Médias Móveis (ARIMA) pela série estar estacionária.

4.3 Construção do modelo

Esta seção apresenta o processo de escolha dos parâmetros para os métodos de séries temporais.

4.3.1 Suavização exponencial simples (SES)

A suavização exponencial simples pondera as observações passadas com pesos decrescentes exponencialmente para previsão de valores futuros.

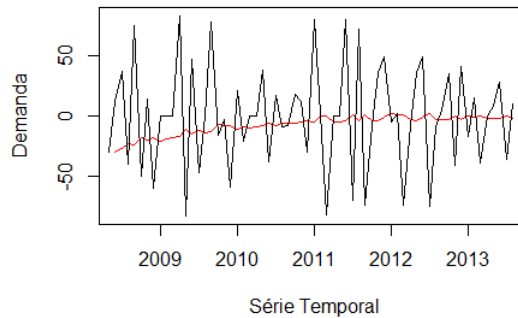


Figura 4.6: Suavização exponencial simples (SES)

O gráfico 4.6 mostra a série temporal original em preto, e o modelo ajustado pelo software R com constante de suavização $\alpha = 0.06088818$ em vermelho. A estimativa da componente α é muito próximo de zero, assim a componente de nível é baseada em observações menos recentes e recentes (embora um pouco mais de peso seja colocado em observações recentes). A série temporal do modelo ajustado é muito mais suave do que a série histórica. Assim obtendo uma previsão para os próximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013.

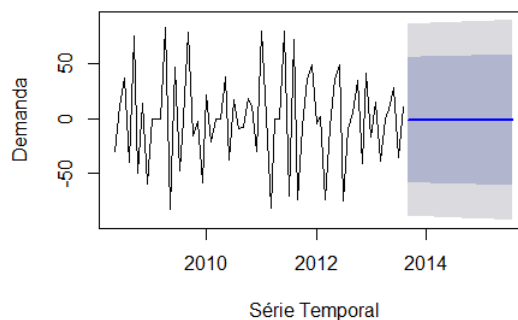


Figura 4.7: Suavização exponencial simples (SES)

Conforme visto no gráfico 4.7, a previsão em uma linha azul, o intervalo de confiança de 80% como uma área sombreada cinza escuro, e o intervalo de confiança de 95%, como uma área sombreada cinza claro. Para utilização prática dos valores previstos, são utilizados somente os valores positivos.

4.3.2 Suavização exponencial de Holt (Holt)

A suavização exponencial de Holt pondera as observações passadas com pesos decrescentes exponencialmente para previsão de valores futuros e introduz uma constante de suavização que afeta a tendência da série.

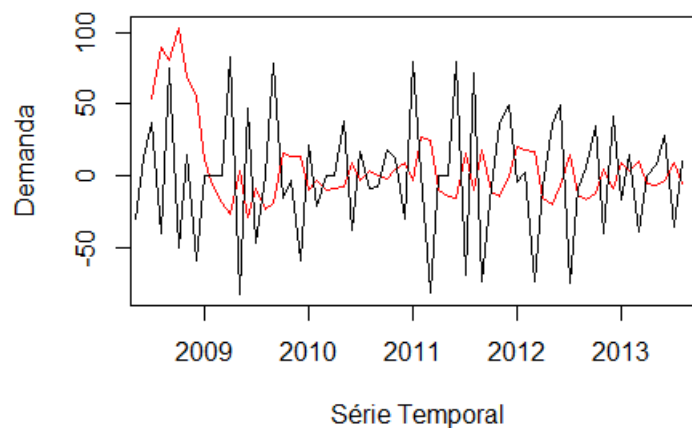


Figura 4.8: Suavização exponencial de Holt

O gráfico 4.8 mostra a série temporal original em preto, e o modelo ajustado pelo software R com constante de suavização $\alpha = 0.009713723$ e $\beta = 1.0$ em vermelho. A estimativa da componente de suavização α é muito próximo de zero, assim a componente de nível é baseada em observações menos recentes, ao contrário de β que sendo alto, indica que a estimativa da componente de tendência é baseada principalmente em observações muito mais recentes na série temporal. As séries temporais do modelo ajustado são menos suaves do que a série histórica dos dados originais do modelo (SES). Assim obtendo uma previsão para os próximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013.

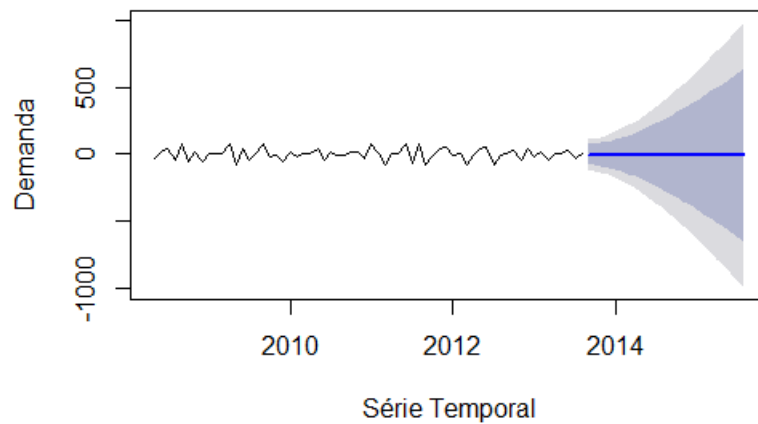


Figura 4.9: Suavização exponencial de Holt

Conforme visto no gráfico 4.9, a previsão em uma linha azul, o intervalo de confiança de 80% como uma área sombreada cinza escuro, e o intervalo de confiança de 95%, como uma área sombreada cinza claro. Para utilização prática dos valores previstos, são utilizados somente os valores positivos.

4.3.3 Suavização exponencial de Holt-Winters (Holt-Winters)

A suavização exponencial de Holt-Winters pondera as observações passadas com pesos decrescentes exponencialmente para previsão de valores futuros e introduz uma constante de suavização que afeta a tendência e outra que afeta a sazonalidade da série.

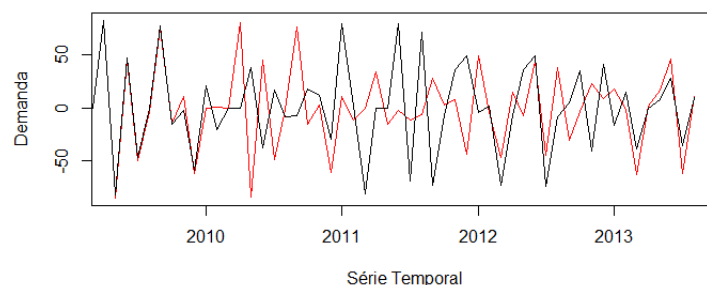


Figura 4.10: Suavização exponencial de Holt-Winter

O gráfico 4.10 mostra a série temporal original em preto, e o modelo ajustado pelo software R com constante de suavização $\alpha = 0.0$, $\beta = 0.0$ e $\gamma = 0.5685024$ em vermelho. A constante de suavização α é baixo, assim a estimativa da componente de nível é baseada em observações no passado mais distante, β também é baixo, indicando que a estimativa da componente de tendência é baseada principalmente em observações no passado mais distante e não é constante em todo período, ao contrário de γ que é alto, indicando que a estimativa da componente sazonal é apenas baseada em observações muito recentes.

As séries temporais do modelo ajustado são menos suaves do que a série histórica dos dados originais do modelo (SES e Holt). Assim obtendo uma previsão para os próximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013.

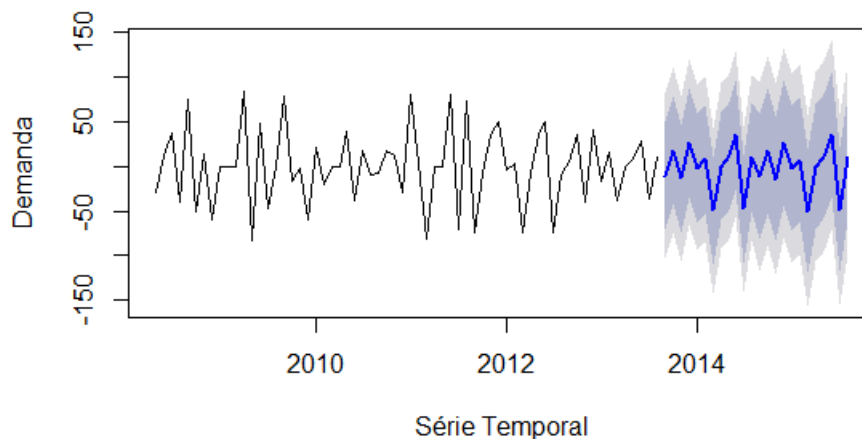


Figura 4.11: Suavização exponencial de Holt-Winter

Conforme visto no gráfico 4.11, a previsão em uma linha azul, o intervalo de confiança de 80% como uma área sombreada cinza escuro, e o intervalo de confiança de 95%, como uma área sombreada cinza claro. Para utilização prática dos valores previstos, são utilizados somente os valores positivos.

4.3.4 ARIMA

A metodologia ARIMA consiste em ajustar modelos auto-regressivos integrados de médias móveis, $ARIMA(p,d,q)$, a um conjunto de dados. Para a construção do modelo seguimos um algoritmo no qual a escolha da estrutura do modelo é baseada nos próprios dados.

Como a série temporal já foi transformada em estacionária após uma diferenciação $d=1$, o próximo passo é selecionar o modelo ARIMA apropriado, o que significa encontrar os valores

mais adequados de p e q para um modelo ARIMA (p, d, q). Para fazer isso, você geralmente precisa examinar o correlograma e o correlograma parcial da série temporal estacionária em estudo.

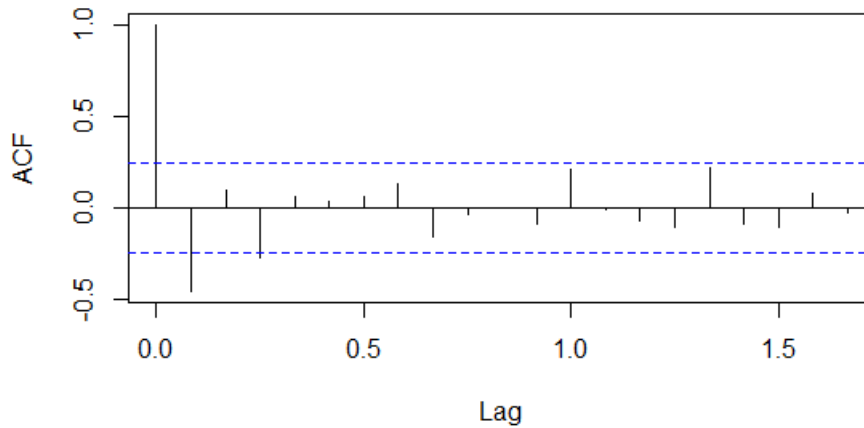


Figura 4.12: Autocorrelação ACF

O correlograma 4.12 mostra que a autocorrelação no lag 1 (-0.456) e no lag 3 (-0.275) excedem o limite de significância, mas todos as outras autocorrelações entre lags 1-20 não excederam os limites de significância.

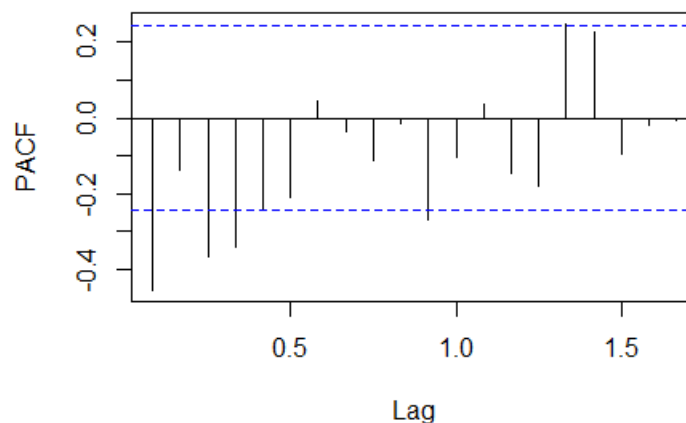


Figura 4.13: Autocorrelação parcial PACF

O correlograma parcial 4.13 mostra que as autocorrelações parciais de lags 1 à 4 excedem os limites de significância, são negativos e estão lentamente diminuindo em magnitude com o

aumento do atraso (lag 1: -0.456, lag 3: -0.367, lag 4: -0.341 e lag 11: -0.271), e se torna positivo a partir do lag 7: 0.044.

Com base nos gráficos ACF e PACF, podemos definir os seguintes modelos candidatos:

- Modelo de ARIMA (4,0,0) , isto é, um modelo autorregressivo de ordem $p = 4$, uma vez que o correlograma parcial PACF se aproxima de zero depois de 4 Lags.
- Modelo de ARMA (0,2,0) , isto é, um modelo de média móvel de ordem $q = 2$, uma vez que o correlogram ACF tende a zero depois de 2 Lags.
- Modelo ARIMA (p, q) , isto é, um modelo misto, com p e q maior do que 0 , uma vez que correlograma ACF e o correlo parcial PACF tendem a zero.

Após análise gráfica o modelo escolhido foi o ARIMA (4,0,0). Assim obtendo uma previsão para os próximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013.

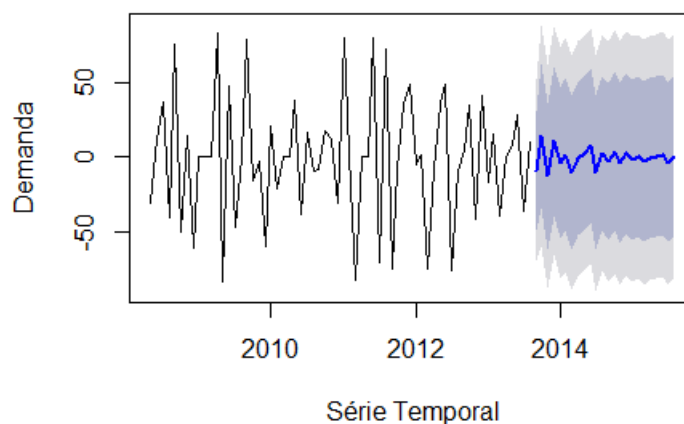


Figura 4.14: ARIMA (4,0,0)

Conforme visto no gráfico 4.14, a previsão em uma linha azul , o intervalo de confiança de 80% como uma área sombreada cinza escuro , e o intervalo de confiança de 95%, como uma área sombreada cinza claro. Para utilização prática dos valores previstos, são utilizados somente os valores positivos.

4.3.5 Método Croston

O método de Croston pondera as observações passadas considerando o intervalo de tempo entre as demandas para previsão de valores futuros. Assim obtendo uma previsão para os pró-

ximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013, com a constante de suavização α ajustado pelo software $R = 0.05$, que é baixo, assim menor será o peso atribuído aos últimos valores da série.

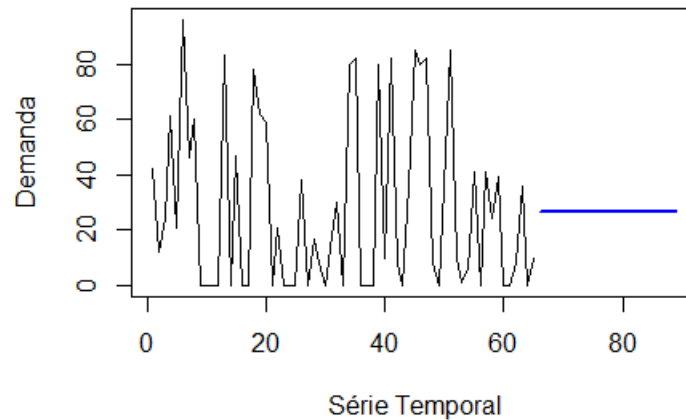


Figura 4.15: Método Croston

Conforme visto no gráfico 4.15, a previsão em uma linha azul para os próximos 24 meses.

4.3.6 Método Aproximação de Syntetos-Boylan

O método de Syntetos Boylan pondera as observações passadas considerando o intervalo de tempo entre e aplicando um fator de correção as demandas para previsão de valores futuros. Assim obtendo uma previsão para os próximos 24 meses, a partir de Agosto de 2013, com a constante de suavização α ajustado pelo software $R = 1.0$, que é auto, assim maior será o peso atribuído aos últimos valores da série.

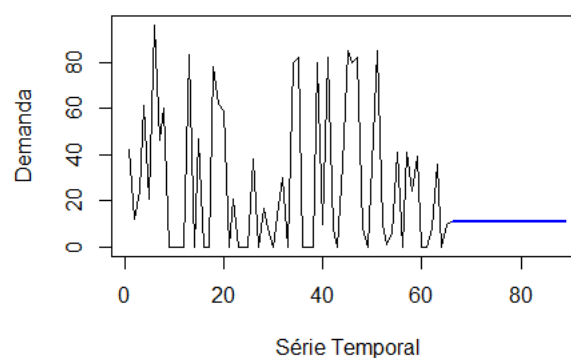


Figura 4.16: Método SBA

Conforme visto no gráfico 4.16, a previsão em uma linha azul para os próximos 24 meses.

4.4 Escolha do modelo

Por meio da análise dos valores de erros de previsão (MASE) obtidos com a aplicação de cada um dos modelos de previsão analisados, foi possível verificar o desempenho de cada modelo.

Tabela 4.3: Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE)

	MASE
Método utilizado pela empresa	5,86
Suavização exponencial simples (SES)	1,08
Suavização exponencial de Holt (Holt)	1,38
Suavização exponencial de Holt-Winters (Holt-Winters)	1,02
Auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA (4,0,0))	0,84
Método Croston	0,82
Método SBA	0,54

Comparando os resultados do MASE entre os modelos estudados, o SBA apresentou o melhor desempenho pelo fato de ser capaz de produzir uma função que melhor se adapta aos dados da série temporal em estudo conforme tabela 4.3.

4.5 Validação do Modelo

Depois de verificado o melhor modelo, será efetuado as previsões para o período de Setembro de 2013 à Agosto de 2015, comparando as previsões dos método SBA e o método atual da empresa, com o histórico de vendas de Setembro de 2013 à Julho de 2014.

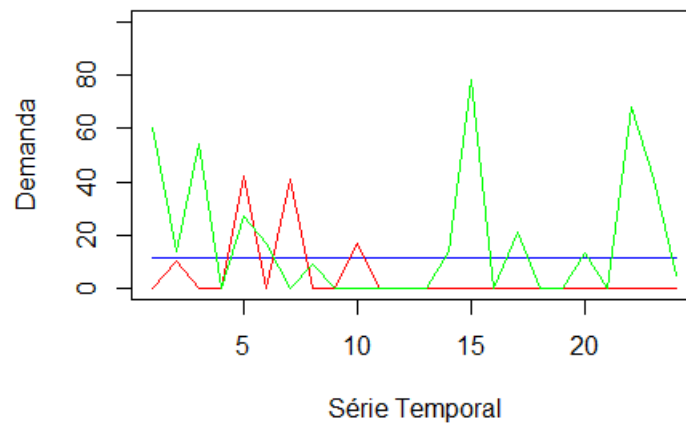


Figura 4.17: Método SBA

Conforme visto no gráfico 4.17, a previsão utilizando o método SBA em uma linha azul, a previsão utilizando o método atual da empresa em uma linha verde, e o histórico de vendas em uma linha vermelha. Podemos verificar que o método SBA apresentou no total do período de Setembro de 2013 à Agosto de 2015 11% de diferença na demanda total, e o método atual utilizado pela empresa apresentou um erro de 33% na demanda total do mesmo período.

5 CONCLUSÃO

O presente estudo foi elaborado com o objetivo de testar a aplicabilidade de modelos de previsão de séries temporais em demanda de peças de reposição de uma empresa do ramo automotivo. Os modelos estudados foram os SES, Holt, Holt-Winters, ARIMA, Coston e SBA.

A construção dos modelos se baseou em dados reais da empresa estudada, para a realização de previsões entre 2008 e 2013. Os resultados foram analisados a partir de métodos de análise de séries temporais, e seu desempenho preditivo por meio do cálculo do Erro Absoluto Médio Escalonado (MASE), constatando que os métodos de previsão baseados em séries temporais são os mais adequados para modelar dados históricos de peças de reposição com as mesmas características dos dados analisados neste estudo.

Com base nos resultados obtidos pode-se concluir que para o período analisado o modelo com melhor desempenho é o SBA que em função de sua rápida adaptabilidade e estrutura parcimoniosa, produz as melhores previsões e o menor (MASE = 0,54) demonstrando a superioridade dos métodos de séries temporais em relação ao método atual utilizado pela empresa. Os Modelos SES, Holt, Holt-Winters e ARIMA também apresentam desempenho satisfatório, mas não conseguiram reproduzir perfeitamente o comportamento futuro da série histórica, pois não são capazes de reproduzir a característica da demanda.

Este trabalho aplica metodologias para avaliar a viabilidade de utiliza-las para análise de séries temporais de demanda de peças de reposição, com as características da série em estudo. Assim, analistas de vendas, logística e compras, a partir da utilização da modelagem apresentada, podem fazer melhores planejamentos de estoques, para atender com maior eficiência possível seus clientes interno e externos da empresa, sem superdimensionar o estoque.

Esta aplicabilidade é reforçada pelos resultados obtidos neste estudo. É possível afirmar, com base no desempenho preditivo, que a aplicabilidade de modelos estatísticos de previsão apresenta maior potencial em curto e médio prazo. Esta constatação é confirmada com base no desempenho dos modelos analisados para o período de 2008 a 2013, e 2013 a 2014.

Deve-se ressaltar que os resultados obtidos nesta pesquisa fornecem um indicativo do po-

tencial de aplicação dos modelos estudados em empresas com as mesmas características da empresa estudada, não devendo, contudo, ser interpretados como uma resposta final sobre a aplicabilidade dos mesmos. Isto porque o processo de construção dos modelos pode variar, de acordo com os objetivos ou critérios adotados pelo analista. Neste sentido, a verificação para um período mais amplo de estudo (de preferência dez anos), bem como a análise envolvendo um maior número de produtos é necessária de modo a fornecer um indicativo da aplicabilidade dos modelos para um maior número de ramos da indústria.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **Automatic Control, IEEE Transactions on**, Ieee, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.
- AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: **AKADEMIAI KIADO. 2nd International Symposium on Information Theory (Eds. B. N. Petrov and F. Csaki)**. Budapest, 2008. p. 267–281.
- BARROS, A. J. S.; LEHFELD, N. A. S. **Fundamentos de metodologia científica**. 2. ed. São Paulo: Makron, 2000. 211 p.
- BERTOLDE, A. I.; XAVIER JR, W. P. Uma comparação de métodos de previsão de demanda de peças de reposição: Uma aplicação ao transporte ferroviário. **Revista Gestão Industrial**, v. 9, n. 3, p. 535–551, 2013.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, MCB UP Ltd, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002.
- BOTTER, R.; FORTUIN, L. Stocking strategy for service parts: a case study. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 20, p. 656–674, 2000.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis: forecasting and control**. 1. ed. San Francisco: Holden–Day, 1970. 553 p.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis: forecasting and control**. 3. ed. San Francisco: Holden–Day, 1994. 598 p.
- BOYLAN, J.; SYNTETOS, A. A.; KARAKOSTAS, G. C. Classification for forecasting and stock control: a case study. **Journal of the Operational Research Society**, Nature Publishing Group, v. 59, n. 4, p. 473–481, 2008.
- BOYLAN, J. E.; SYNTETOS, A. A. Forecasting for inventory management of service parts. **Complex System Maintenance Handbook**, Springer, p. 479–508, 2008.
- BRASIL. Código de defesa do consumidor, lei n.º 8.078, de 11 de setembro de 1990. **Diário Oficial da União, Poder Legislativo**, Brasília, 1990 1990.
- BROWN, R. G.; MEYER, R. F. The fundamental theorem of exponential smoothing. **Operations Research**, INFORMS, v. 9, n. 5, p. 673–685, 1961.
- CAIADO, J. **Métodos de Previsão em Gestão**. 1. ed. Lisboa: Edições Silabo, 2011. 296 p.
- CAUCHICK, M. P. A. et al. **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. 2. ed. São Paulo: Elsevier, 2011. 280 p.

- CHASE, R. B.; JACOBS, F. R.; AQUILANO, N. J. **Administração da Produção e Operações para Vantagens Competitivas**. 11. ed. São Paulo, São Paulo, Brasil: Mcgraw - hill, 2006. 620 p.
- CHIAVENATO, I. **Iniciação à administração dos materiais**. 1. ed. São Paulo: Makron Books, 1991. 167 p.
- COHEN, M. A.; LEE, H. L. Out of touch with customer needs? spare parts and after sales service. **Sloan Management Review**, v. 31, n. 2, p. 55–66, 1990.
- CROSTON, J. Forecasting and stock control for intermittent demands. **Operational Research Quarterly**, JSTOR, p. 289–303, 1972.
- FLORIANO, E. P. et al. Ajuste e seleção de modelos tradicionais para série temporal de dados de altura de árvores. **Ciência Florestal**, Ciência Florestal, v. 16, n. 2, p. 177–199, 2006.
- FORD, C. Ford saves \$ 1 million with parts inventory system. **IIE Solutions**, v. 28, p. 51, 1996.
- GHOBBAR, A. A.; FRIEND, C. H. Sources of intermittent demand for aircraft spare parts within airline operations. **Journal of AirTransport Management**, v. 8, p. 221–231, 2002.
- GHOBBAR, A. A.; FRIEND, C. H. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 30, n. 14, p. 2097–2114, 2003.
- GOMES, A. V. P.; WANKE, P. Modelagem da gestão de estoques de peças de reposição através de cadeias de markov. **Gestão & Produção**, SciELO Brasil, v. 15, n. 1, p. 57–72, 2008.
- GONÇALVES, F. **Forecast - Análise e Previsão de Demanda**. 1. ed. Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil: Ciencia Moderna, 2007. 392 p.
- GUTIERREZ, M.; BERTRAND, H. **Estudos em Negócios IV - Col. Estudos Coppead**. Rio de Janeiro: Mauad, 2005. 344 p.
- HUISKONEN, J. Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and strategic choices. **International journal of production economics**, Elsevier, v. 71, n. 1, p. 125–133, 2001.
- HYNDMAN, R. J. Another look at forecast-accuracy metrics for intermittent demand. **Forecast: The International Journal of Applied Forecasting**, International Institute of Forecasters, v. 4, n. 4, p. 43–46, 2006.
- KENNEDY, W. J.; PATTERSON, J. W.; FREDENDALL, L. D. An overview of recent literature on spare parts inventories. **International Journal of Production Economics**, v. 76, p. 201–215, 2002.
- KUMAR, R.; MAHTO, D. Industrial forecasting support systems and technologies in practice: A review. **Global Journal of Researches In Engineering**, v. 13, n. 4, p. 17–33, 2013.
- KUMAR, S. **Parts Management Models and Applications**. New York: Springer, 2005. 222 p.
- LEE, W.-I. et al. A comparative study on the forecast of fresh food sales using logistic regression, moving average and bpnn methods. **Journal of Marine Science and Technology**, v. 20, p. 142–152, 2012.

- LORENZ, M. O. Methods of measuring the concentration of wealth. **Publications of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 9, n. 70, p. 209–219, 1905.
- MADAN, A. K.; RANGANATH, M. S. Application of selective inventory control techniques for cutting tool inventory modeling and inventory reduction-a case study. In: ICARI. **International Conference of Advance Research and Innovation**. [S.l.], 2014. p. 127–135.
- MARCHESINI, M. M. P.; ALCÂNTARA, R. L. C. Conceituando o serviço logístico e seus elementos. **Revista de Ciência & Tecnologia**, v. 17, n. 33, p. 65–86, 2012.
- MARTINS, P. G.; ALT, P. R. C. **Administração de Materiais e Recursos Patrimoniais**. 3. ed. São Paulo: Saraiva, 2011. 441 p.
- MEINDL, P.; CHOPRA, S. **Gestão da Cadeia de Suprimentos - Estratégia, Planejamento e Operações**. 4. ed. São Paulo, São Paulo, Brasil: Pearson-Prentice Hall, 2011. 536 p.
- MENDES, K. G. L.; CASTILHO, V. Determinação da importância operacional dos materiais de enfermagem segundo a classificação xyz determination of the operational importance of the nursing supplies according to classification xyz. **J. Health Sci. Inst**, v. 27, n. 4, p. 324–329, 2009.
- MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. **Forecasting and Time Series Analysis**. 2. ed. New York: McGraw–Hill, 1990. 381 p.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo, São Paulo, Brasil: ABE- Projeto Fisher e Edgard Blucher, 2006. 564 p.
- MUCKSTADT, J. A. **Analysis and Algorithms for Service Parts Supply Chains**. New York: Springer, 2004. 277 p.
- PADILHA, J. S.; PAGLIARUSSI, M. S. **Metodologia para a identificação de modelos de séries temporais na previsão da demanda de sobressalentes**. [S.l.], 2008.
- PATEL, D.; TIWARI, A.; DUBEY, V. An analysis of short time load forecasting using time series analysis. **International Journal of Research in Computer and Communication Technology**, v. 2, n. 2, p. 048–053, 2013.
- PHAM, H. **Springer handbook of engineering statistics**. [S.l.]: Springer, 2006. 1120 p.
- RAMOS, M. V. M. Utilizando o ciclo operacional para fazer o orçamento de caixa e calcular a necessidade de capital de giro (nccg). **CONNEXIO**, v. 1, n. 1, p. 81–90, 2011.
- REGO, J. R. . **A Lacuna Entre a Teoria de Gestão de Estoques e a Prática Empresarial na Reposição de Peças em Concessionárias de Automóveis**. 115 p. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo – USP, São Paulo, 2006.
- REGO, J. R. d.; MESQUITA, M. A. d. Controle de estoque de peças de reposição: uma revisão da literatura. **Produção**, São Paulo, v. 21, p. 645–655, 2011.
- SANDVIG, J. C.; ALLAIRE, J. J. Vitalizing a service parts inventory. **Production and Inventory Management Journal**, v. 39, p. 67–71, 1998.

- SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. **The annals of statistics**, Institute of Mathematical Statistics, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978.
- SRINIVASAN, A. V. **Managing a Modern Hospital**. 2. ed. New Delhi, India: Response Books, 2008. 371 p.
- STEWART, D. Aviation week mro asia 2010 conference. In: AVIATION WEEK. **Aviation Week**. [S.l.], 2010. p. 26.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. On the bias of intermittent demand estimates. **International journal production economics**, v. 71, p. 457–466., 2001.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. The accuracy of intermittent demand estimates. **International journal production economics**, v. 21, p. 303–314., 2005.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E.; CROSTON, J. D. On the categorization of demand patterns. **Journal of the Operational Research Society**, Nature Publishing Group, v. 56, n. 5, p. 495–503, 2005.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E.; DISNEY, S. M. Forecasting for inventory planning: a 50-year review. **Journal of the Operational Research Society**, Nature Publishing Group, p. 149–160, 2009.
- SYNTETOS, A. A.; KEYES M.AND BABAI, M. Z. Demand categorisation in a european spare parts logistics network. **International Journal of Operations & Production Management**, Emerald, v. 29, p. 292–316, 2009.
- TEGTMIEIER, L. A. 10–year global mro forecast. **Aviation Week: Overhaul & Maintenance**, McGraw-Hill, p. 28–31, 2011.
- TRAMARICO, C. L.; MARINS, F. A. S.; SALOMON, V. A. P. Proposta de um modelo para gerenciamento de estoques utilizando o método ahp combinado com classificação abc-xyz. In: ENEGEP. **XXX Encontro nacional de engenharia de produção**. [S.l.], 2010. p. 01–11.
- WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos box-jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. **Revista Gestão & Produção**, Scielo, v. 10, n. 1, p. 47–67, 2003.
- ZHANG, G. P. Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model. **Neuro-computing**, Elsevier, v. 1, n. 50, p. 159–175, 2003.
- ZUCCHI, P.; NERO, C. D.; MALIK, A. M. Gastos em saúde: os fatores que agem na demanda e na oferta dos serviços de saúde. **Revista de Administração Pública**, v. 32, n. 5, p. 125–147, 1998.